

**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**AMYOTROFİK LATERAL SKLEROZ (ALS)
HASTALIĞININ TESPİTİ İÇİN GÖRSEL UYARANLAR
İLE ELDE EDİLEN OLAY İLİŞKİLİ POTANSİYEL
SİNYALLERİNİN İNCELENMESİ**

**Hazırlayan
Fırat ORHAN BULUCU**

**Danışman
Doç. Dr. Fatma LATİFOĞLU**

Yüksek Lisans Tezi

**Aralık 2020
KAYSERİ**

**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**AMYOTROFİK LATERAL SKLEROZ (ALS)
HASTALIĞININ TESPİTİ İÇİN GÖRSEL UYARANLAR
İLE ELDE EDİLEN OLAY İLİŞKİLİ POTANSİYEL
SİNYALLERİNİN İNCELENMESİ**

(Yüksek Lisans Tezi)

**Hazırlayan
Fırat ORHAN BULUCU**

**Danışman
Doç. Dr. Fatma LATİFOĞLU**

**Aralık 2020
KAYSERİ**

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.

Fırat ORHAN BULUCU



“Amyotrofik Lateral Skleroz (ALS) Hastalığının Tespiti İçin Görsel Uyarılar İle Elde Edilen Olay İlişkili Potansiyel Sinyallerinin İncelenmesi” adlı Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Hazırlayan

Fırat ORHAN BULUCU

Banışman

Doç. Dr. Fatma LATİFOĞLU

Biyomedikal Mühendisliği ABD Başkanı

Prof. Dr. Mahmut TOKMAKÇI

Y.

Doç. Dr. Fatma LATİFOĞLU danışmanlığında **Fırat ORHAN BULUCU** tarafından hazırlanan “**Amyotrofik Lateral Skleroz (ALS) Hastalığının Tespiti İçin Görsel Uyarılar İle Elde Edilen Olay İlişkili Potansiyel Sinyallerinin İncelenmesi**” adlı bu çalışma jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Biyomedikal Mühendisliği** Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

... /... /2020

JÜRİ:

Danışman : Doç. Dr. Fatma LATİFOĞLU

Üye : Doç. Dr. Semra İÇER

Üye : Doç. Dr. Berat DOĞAN

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun tarih vesayılı kararı ile onaylanmıştır.

..... /...../

Prof. Dr. Mehmet AKKURT

Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasının her aşamasında değerli vaktini her zaman bana ayıran, güler yüzü ve içtenliğini benden esirgemeyen, tecrübeleri, akademik ve bilimsel katkıları ile bana yol gösteren, mesleki ve akademik olarak gelişimimde desteğini esirgemeyen, önümde her zaman iyi bir örnek olarak gördüğüm tez danışmanım, değerli hocam Doç. Dr. Fatma LATİFOĞLU'na teşekkürü bir borç bilirim.

Bu süreçte desteklerini her zaman hissettiğim, birlikte çalışmaktan mutluluk duyduğum İnönü Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümündeki değerli hocalarıma teşekkür ederim.

Tez çalışması sırasında karşılaştığım sorunlara bilgi ve birikimleri ile sorduğum soruları içtenlikle cevaplayarak yardımcı olan sayın hocalarım Arş. Gör. Dr. Turgay BATBAT ve Arş. Gör. Çiğdem Gülüzar ALTINTOP'a teşekkür ederim.

Çalışmalarım esnasında karşılaştığım sıkıntıları çözmemde ve bunun yanında manevi desteği ile de yanımda olan değerli arkadaşım Yüksek Biyomedikal Mühendisi Abdullah BAŞ'a teşekkür ederim.

En büyük teşekkürüm, teşvik ve destekleri ile maddi ve manevi bana yardımlarını esirgemeyen, her daim yanımda olan, arkamda her zaman büyük bir güç olarak hissettiğim değerli ailemedir.

Fırat ORHAN BULUCU

Aralık 2020, KAYSERİ

AMYOTROFİK LATERAL SKLEROZ (ALS) HASTALIĞININ TESPİTİ İÇİN GÖRSEL UYARANLAR İLE ELDE EDİLEN OLAY İLİŞKİLİ POTANSİYEL SİNYALLERİNİN İNCELENMESİ

Fırat ORHAN BULUCU

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi, Aralık 2020
Danışman: Doç. Dr. Fatma LATİFOĞLU

ÖZET

Amyotrofik lateral skleroz (ALS) motor sinir hücrelerinin zarar görmesiyle ilerleyen fiziksel bozukluklara neden olan beyinde oluşan anormal bir durumdur. Elektroensefalografi (EEG), Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme (fMRI), Elektrokortikografi (ECoG) gibi yöntemlerle beyin tarafından algılanan sinyaller ölçülebilir. Uyarılar, görsel ya da işitsel şekilde gönderilebilir. Görsel ya da işitsel uyarılar sonucunda, beynin bu uyarılara tepki vermesiyle Olay İlişkili Potansiyel (OİP) sinyalleri oluşmaktadır. OİP, uyarılmış sinirsel aktiviteden kaynaklanan önemli voltaj dalgalanmalarıdır. OİP sinyalleri, EEG sinyallerine göre çok küçük genliklere sahip olmaları nedeniyle genellikle ham EEG sinyali içerisine gömülüdürler ve EEG kayıtlarında gözükmezler. Bu nedenle, OİP sinyallerini elde edebilmek için aynı hedef uyarının tekrarlanan sunumlarına belirli kayıt süreleri oluşturarak EEG kayıtlarından seçilmeleri gerekmektedir.

Yapılan tez çalışmasında açık erişime sunulan ALS hastaları ve sağlıklı bireylere ait görsel uyarılar sonucunda elde edilen EEG sinyalleri kullanılmıştır. Yapılan işlemler sonucunda hedef uyarana ait EEG sinyallerinden OİP sinyalleri oluşturulmuştur. Hedef uyarın ait EEG sinyallerine Varyasyonel Mod Ayrışım (VMA) yöntemi uygulanmıştır. Yöntem sonucunda oluşan EEG sinyalleri ve OİP sinyallerinden sinyal işleme yöntemleri sonucunda OİP'ye ait morfolojik özellikler, EEG sinyallerinden ise entropi ve katz fraktal boyut öznitelikleri çıkartılmıştır. Bu özniteliklere biyomedikal çalışmalarda kullanılan sınıflandırma algoritmaları uygulanarak ALS hastalığının tespitine yönelik başarı oranları elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Amyotrofik Lateral Skleroz (ALS); Elektroensefalografi (EEG); Olay İlişkili Potansiyel (OİP); Sinyal İşleme; Sınıflandırma.

**INVESTIGATION OF EVENT RELATED POTENTIAL SIGNALS OBTAINED
BY VISUAL STIMULATION FOR DETECTION OF AMYOTROPHIC
LATERAL SCLEROSIS (ALS) DISEASE**

Fırat ORHAN BULUCU

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

Master Thesis, December 2020

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Fatma LATİFOĞLU

ABSTRACT

Amyotrophic lateral sclerosis (ALS) is an abnormal condition in the brain that causes progressive physical disorders with damage to motor nerve cells. The signals perceived by the brain can be measured by methods such as Electroencephalography (EEG), Functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI), Electrocorticography (ECoG). Alerts can be sent visually or auditory. As a result of visual or auditory stimuli, Event Related Potential (ERP) signals are generated when the brain reacts to these stimuli. ERP are significant voltage fluctuations resulting from stimulated neural activity. Since the ERP signals have very small amplitudes compared to the EEG signals, they are usually embedded in the raw EEG signal and do not appear in EEG recordings. Therefore, in order to obtain ERP signals, they must be selected from EEG recordings by creating certain recording times for repeated presentations of the same target stimulus.

In the thesis study, EEG signals obtained as a result of visual stimuli of ALS patients and healthy individuals presented to open access were used. As a result of the operations performed, ERP signals were generated from EEG signals of the target stimulus. The Variational Mode Decomposition (VMD) method was applied to the EEG signals of the target stimulus. From the EEG signals and ERP signals generated as a result of the method, as a result of signal processing methods, the morphological features of the ERP, and the entropy and katz fractal dimension attributes from the EEG signals. By applying the classification algorithms used in biomedical studies to these features, success rates for detecting ALS disease have been obtained.

Keywords: Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS); Electroencephalography (EEG); Event Related Potential (ERP); Signal Processing; Classification.

İÇİNDEKİLER

AMYOTROFİK LATERAL SKLEROZ (ALS) HASTALIĞININ TESPİTİ İÇİN GÖRSEL UYARANLAR İLE ELDE EDİLEN OLAY İLİŞKİLİ POTANSİYEL SİNYALLERİNİN İNCELENMESİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK	ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK.....	iii
ONAY	iv
TEŞEKKÜR.....	v
ÖZET	vi
ABSTRACT.....	vii
İÇİNDEKİLER	viii
KISALTMALAR	xi
TABLolar LİSTESİ.....	xiv
ŞEKİLLER LİSTESİ	xv
GİRİŞ	1

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER ve LİTERATÜR ÇALIŞMASI

1.1. Beynin Anatomik Yapısı ve İşleyişi.....	2
1.1.1.Merkezi Sinir Sistemi ve Sinir Hücresi (Nöron)	2
1.2. Beyin Görüntüleme Yöntemleri	5
1.3. Elektroensefalografi (EEG)	6
1.3.1.EEG'nin Temel Çalışma Prensipleri ve İşlevi	6
1.3.2.EEG Sinyallerinin Özellikleri, Frekans Bantları ve İşlevleri	7
1.3.2.1.Beta Dalgası (β).....	7
1.3.2.2.Alfa Dalgası (α)	8
1.3.2.3.Teta Dalgası (θ)	8
1.3.2.4. Delta Dalgası (δ).....	8
1.3.2.5. Gama Dalgası (γ).....	8
1.4. Beyin Bilgisayar Arayüzü	9

1.4.1. BBA Sistemlerinin Temel Çalışma Prensipleri.....	10
1.4.1.1. Sinyallerin Alınması	11
1.4.1.2. Sinyallerden Özellik Çıkarımı	11
1.4.1.3. Özellikleri Dönüştürme Algoritması ve Çevirisi.....	12
1.4.1.4. Cihaz Çıkışı	12
1.4.1.5. Çalışma Protokolü	12
1.5. Olay İlişkili Potansiyeller (OİP)	12
1.5.1. Olay İlişkili Potansiyellerin Alt Bileşenleri	14
1.5.1.1. P100 (P1) Dalgası	14
1.5.1.2. N100(N1) Dalgası	14
1.5.1.3. P200 (P2) Dalgası	15
1.5.1.4. N200 (N2) Dalgası	15
1.5.1.5. P300 (P3) Dalgası	15
1.5.1.6. N400 (N4) Dalgası	16
1.6. Dikkat ve Dikkat Türleri	16
1.7. Amyotrofik Lateral Skleroz (ALS)	17
1.8. Beyinde Hasar Oluşması Sonucunda Ortaya Çıkan Hastalıklar ve Dikkat Üzerine EEG-OİP Sinyalleri ile Yapılmış Literatürdeki Çalışma Örnekleri	18

2. BÖLÜM

YÖNTEM VE MATERYAL

2.1. Kullanılan Veri Tabanı.....	24
2.2. EEG Verilerinin Kaydı.....	24
2.3. Deney Prosedürü	26
2.4. Varyasyonel Mod Ayrıştırma Yöntemi	27
2.5. Özniteliklerin Belirlenmesi	28
2.5.1. P300 Dalgası	28
2.5.2. Entropi	29
2.5.3. Katz Fraktal Boyut (KFB)	29
2.6. Sınıflandırma Yöntemleri	30
2.6.1. Destek Vektör Makinesi (DVM)	30
2.6.2. Lineer (Doğrusal) Diskriminant Analizi (LDA).....	31
2.6.3. Naïve Bayes (NB)	31

2.7. Sınıflandırma Yöntemlerinin Başarı Değerlendirilmesinde Kullanılan Formülasyonlar	31
2.8. İstatistik	33

3. BÖLÜM

BULGULAR

3.1. EEG Verilerinden OİP Sinyallerinin Oluşturulması ve OİP Sinyallerinden Elde Edilen Sonuçlar	35
3.2. EEG Sinyallerine VMA Uygulanması ve Elde Edilen Sonuçlar	38
3.3. Özellik (Öznitelik) Seçimi İçin Yapılan İstatistik Analizler ve Sonuçları	42
3.4. OİP-EEG Sinyallerinin Sınıflandırma Sonuçları ve Değerlendirilmesi	45

4. BÖLÜM

TARTIŞMA-SONUÇ ve ÖNERİLER

TARTIŞMA-SONUÇ ve ÖNERİLER.....	50
KAYNAKÇA.....	59
ÖZGEÇMİŞ	67

KISALTMALAR

<u>Sembol</u>	<u>Anlamı</u>
ALS	Amyotrofik Lateral Skleroz
ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
ADD-E	Ayrık Dalgacık Dönüşümü-Entropi
α	Alfa Bandı
β	Beta Bandı
BBA	Beyin Bilgisayar Arayüzü
BCI	Brain Computer Interface
BGF	Bant Geçiren Filtre
BT	Bilgisayarlı Tomografi
CNN	Evrişimli Sinir Ağı
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı
DN	Doğru Negatif
DO	Doğruluk Oranı
DP	Doğru Pozitif
DFA	Diskriminant Fonksiyon Analiz
DVM	Destek Vektör Makinası
EEG	Elektroensefalografi
ECoG	Elektrokortikografi
ERP	Event Related Potential
EOG	Elektrokülografi
EKG	Elektrokardiyografi
EMD	Ampirik Mod Ayrışımı
FB	Fraktal Boyut
KFB	Katz Fraktal Boyut
fMRI	Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme

GUP	Görsel Uyarılmış Potansiyel
Hz	Hertz
HMI	Hu değişmez momentleri
İUP	İşitsel Uyarılmış Potansiyel
ISI	Inter Stimulus Interval
KA	Karar Ağacı
k Ω	Kiloohm
Kg	Kilogram
LDA	Lineer Diskriminant Analiz
LOO-CV	Leave-one-out cross validation
LZK	Lembel-Ziv Karmaşıklığı
μ V	Mikro Volt
ms	Mili Saniye
MSS	Merkezi Sinir Sistemi
MEG	Magnetoensefalografi
MRI	Manyetik Rezonans Görüntüleme
MS	Multiple Skleroz
MF	Morfolojik Özellikler
NIRS	Yakın Kızıl Ötesi Spektrografi
NB	Naive Bayes
N1	N100 Dalgası
N2	N200 Dalgası
N4	N400 Dalgası
OİP	Olay İlişkili Potansiyel
PSS	Periferik Sinir Sistemi
PET	Pozitron Emisyon Tomografisi
P1	P100 Dalgası

P2	P200 Dalgası
P3	P300 Dalgası
RO	Rasgele Orman
RTS	Radyal Tabanlı Sınıflandırıcı
SPECT	Tek Foton Emisyonlu Tomografi
SNR	Sinyal Gürültü Oranı
SUP	Somatosensör Uyarılmış Potansiyel
SWLDA	Kademeli Lineer Diskriminant Analiz
SOA	Stimulus Sonset Asynchrony
TTI	İki Hedef Uyarı Arası Süre
UP	Uyarılmış Potansiyel
UN	Uyumsuzluk Negatifliği
VMA	Varyasyonel Mod Ayrışımı
VMD	Variational Mode Decomposition
VMA-E	Varyasyonel Mod Ayrışımı - Entropi
VMA-KFB	Varyasyonel Mod Ayrışımı - Katz Fraktal Boyut
YSA	Yapay Sinir Ağı
YN	Yanlış Negatif
YP	Yanlış Pozitif
θ	Teta Bandı
δ	Delta Bandı
γ	Gama Bandı

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1.1.	Beyin görüntüleme yöntemlerinin karşılaştırılması	5
Tablo 1.2.	EEG alt bantları	8
Tablo 2.1.	Bireylere ait bilgiler	25
Tablo 3.1.	Örnek P300 genlik (μV) ve gecikme (ms) değerleri	38
Tablo 3.2.	VMA entropi değerleri	41
Tablo 3.3.	VMA KFB değerleri.....	42
Tablo 3.4.	Öznitelik değerlerinin istatistiksel test sonuçları	43
Tablo 3.5.	Oz kanalına ait sınıflandırma sonuçları	46
Tablo 3.6.	Cz kanalına ait sınıflandırma sonuçları	47
Tablo 3.7.	Fz kanalına ait sınıflandırma sonuçları	48
Tablo 3.8.	Pz kanalına ait sınıflandırma sonuçları	49
Tablo 4.1.	Literatürdeki benzer çalışmalara ait sonuçlar.....	53
Tablo 4.2.	Tez çalışmasına ait sınıflandırma sonuçları	55

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1.	Nöron yapısı	3
Şekil 1.2.	Beyin yapısı ve işlevleri	4
Şekil 1.3.	EEG ölçümü	7
Şekil 1.4.	EEG alt bantlarına ait sinyal örnekleri	9
Şekil 1.5.	BBA sistemlerinin temel unsurları ve çalışma prensibi	11
Şekil 1.6.	Görsel uyaran sonrası OİP oluşumu.....	13
Şekil 1.7.	OİP alt bileşenleri.....	16
Şekil 1.8.	Yapılan tez çalışmasına ait akış diyagramı	23
Şekil 2.1	10-10 sistemi EEG elektrot dizilimi ve ölçüm alınan kanallar	26
Şekil 2.2	Deneyde kullanılan örnek eğitim seti.....	27
Şekil 2.3	P300 Genlik ve latans noktaları	29
Şekil 2.4	Karmaşıklık matrisi	32
Şekil 3.1.	ALS hastasına ait örnek OİP sinyalleri	36
Şekil 3.2.	Sağlıklı bireye ait örnek OİP sinyalleri	37
Şekil 3.3.	ALS hastası 4.katılımcıya ait EEG sinyalinin VMA alt modları	39
Şekil 3.4.	Sağlıklı birey 1.katılımcıya ait EEG sinyalinin VMA alt modları	40
Şekil 4.1.	Oz kanalına ait sınıflandırma sonuçları.....	56
Şekil 4.2.	Cz kanalına ait sınıflandırma sonuçları	56
Şekil 4.3.	Fz kanalına ait sınıflandırma sonuçları	57
Şekil 4.4.	Pz kanalına ait sınıflandırma sonuçları	57

GİRİŞ

Beyin, bireylerin konuşma, duyma, hareket etme gibi işlevlerini bir yönetim merkezinde bulunan sinir hücreleri ile sağlamaktadır. Bütün bu işlevler yerine getirilirken beyinde sinirsel iletim sonucunda biyoelektrik aktivite oluşturmaktadır. Beyinde oluşan bu aktiviteler hakkında bilgiler Elektroensefalografi (EEG), Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme (fMRI), Yakın Kızıl Ötesi Spektroskopisi (NIRS) gibi yöntemler kullanılarak elde edilmektedir. Amyotrofik Lateral Skleroz (ALS), merkezi sinir sisteminde bulunan sinirlerin zarar görmesiyle ortaya çıkan motor nöron hastalığıdır. ALS hastalarının yaşamlarını kolay sürdürebilmeleri için Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA) teknolojisi kullanılmaktadır. BBA teknolojisi çalışmalarında sıklıkla kullanılan sinyaller Olay İlişkili Potansiyellerdir (OİP). OİP sinyalleri, görsel ya da işitsel uyarılar gönderilmesi sonucunda EEG sinyalleri içerişine gömülü vaziyette olan küçük genlikli sinyallerdir. Hedef uyarana ait EEG sinyallerinin ortalamasının alınması sonucunda oluşan OİP sinyalleri hastalık teşhisi, dikkat ve BBA çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır.

Yapılan tez çalışmasında “bnci-horizon-2020.eu” sitesinde açık erişime sunulan ALS hastalarına ve sağlıklı bireylere ait görsel uyarılar sonucunda elde edilen EEG sinyalleri kullanılmıştır. Hedef ve hedef dışı uyarılara bağlı olarak EEG sinyalleri ayrıştırılarak hedef uyarana ait EEG sinyallerine gerekli ön işlemler yapıp ortalama alma işlemi uygulanmış ve OİP sinyalleri oluşturulmuştur. OİP ve EEG sinyallerine sinyal işleme yöntemleri uygulanarak öznelik çıkartımı yapılmıştır. Oksipital, merkezi, frontal ve parietal bölgelerden elde edilen öznelikler değerlendirilerek biyomedikal çalışmalarında tercih edilen sınıflandırıcılar ile sınıflandırılmış ve sınıflandırıcı performanslarını değerlendirmede kullanılan metrikler elde edilmiştir. Yapılan tez çalışmasında, literatüre katkı sağlayabilecek sinyal işleme yöntemleri ve sınıflandırma algoritmalarının uygulanması ile başarı oranlarını hesaplayarak ALS hastalığının tespit edilmesine yönelik katkı sağlamak hedeflenmiştir.

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER ve LİTERATÜR ÇALIŞMASI

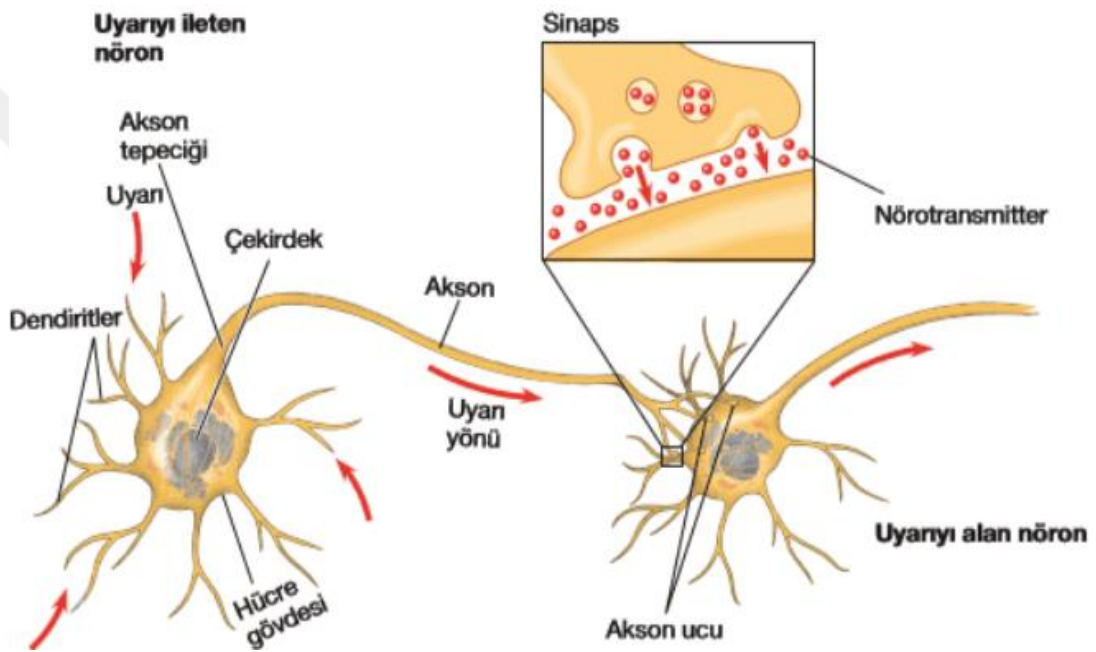
1.1. Beynin Anatomik Yapısı ve İşleyişi

Merkezi sinir sisteminin temel parçalarından birisi olan beyin, vücudun tüm işlevlerini kontrol eden, dış dünyadaki bilgileri yorumlayan ve zihnin özünü somutlaştıran bir organdır. İnsan vücudunun en karmaşık organı olan beyin 1.3 kilogram (kg)-1.8 kg arasında bir ağırlığa sahiptir. Beyin, beyincik ve beyin sapından oluşan beyin kafatası içerisinde korunur. Zekâ, hafıza, yaratıcılık ve duygu gibi birçok belirti beyin tarafından kontrol edilip yönetilir. Beş duyu organımızdan alınan bilgileri bizim için anlamlı olacak bir şekilde bir araya getiren beyin, bu bilgileri hafızamızda saklayabilir. Konuşma, duyma, koklama, hareket etme gibi birçok işlevi kontrol edip yerine getirmektedir. Beyin bütün bu işlevlerini bir yönetim merkezinden sağlamaktadır. Yönetim merkezinde bulunan sinir hücreleri beynin bütün işlevlerini yerine getirmekten sorumludur. Bütün bu işlevler yerine getirilirken beyinde bulunan hücreler birbirine bilgi akışı sağlamaktadır ve sinirsel iletim sonucunda beyinde biyoelektrik aktivite oluşmaktadır [1, 2].

1.1.1. Merkezi Sinir Sistemi ve Sinir Hücresi (Nöron)

Sinir sistemi, beyin ve omurilikten vücudun çeşitli bölgelerine mesaj taşıyan ve ileten karmaşık bir sinir ve hücre ağıdır. Sinir sistemi hem Merkezi sinir sistemini (MSS) hem de Periferik sinir sistemini (PSS) içerir. MSS, beyin ve omurilikten oluşmaktadır. PSS ise, Somatik ve Otonom sinir sistemlerinden oluşur. Merkezi sinir sisteminden yaklaşık 1010 adet nöron bulunmaktadır. Şekil 1.1’de görüldüğü üzere bir nöron, dentritler, hücre gövdesi (soma) ve akson olmak üzere 3 ana kısımdan oluşmaktadır. Bir nörona gelen elektriksel akımın çoğu dendritlerden gelir ve muhtemelen nöronların büyük ayırt edici özellikleri büyük dendritik ağaçların varlığından kaynaklanmaktadır. Nöron boyutu, şekli ve tiplerindeki çeşitlerin çoğundan sorumludurlar. Hücre gövdesi (soma) çekirdeği ve

sitoplazmik organellerin çoğunu içerir ve esas olarak metabolik sürecin gerçekleştiği yerdir. Akson, elektriksel iletimi sağlayan ve hücre gövdesinden uzamış işlevselliğine bağlı olarak 0.1 ila 2.000 milimetre arasında farklı bir boyuta sahip olabilen yapılardır. Akson uçları uyarıları “ Sinaps ” adı verilen bağlantı yerinde diğer hücrelere aktarılıp kimyasal maddeler (nörotransmitter) yardımıyla uyarıların sinir hücresine iletilimi sağlanır [3, 4].

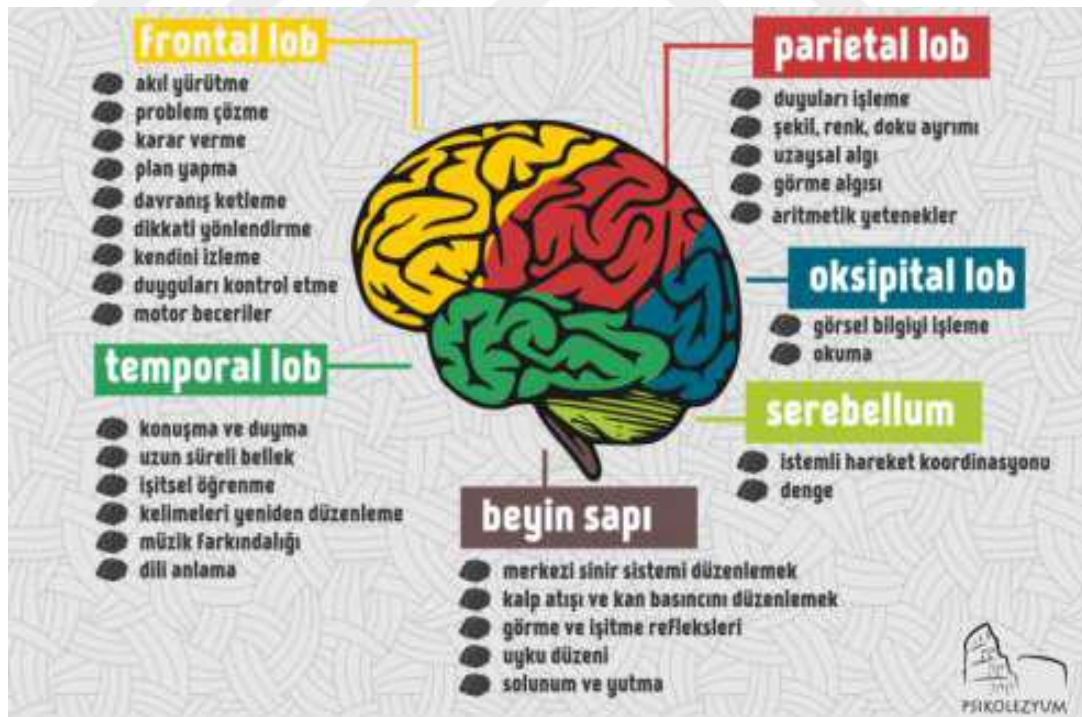


Şekil 1.1. Nöron yapısı [4]

MSS duyular, düşünce ve motor kontrolü ile çevre hakkında bilgi toplar. MSS, bütün bu işlevleri yerine getirirken beyinde bulunan ve birlikte çalışan birkaç bileşen Oksipital, Temporal, Parietal ve Frontal lob, Serebellum ve Beyin sapı yardımıyla yapar.

- Oksipital Lob: Beynin bu kısmında görsel görüntüleri işleme yeteneği bulunur. Hareket algısı, renk ayrımı ve görsel / mekansal işlemeyi ele alır.
- Temporal Lob: Beynin bu bölgesi duygusal tepki, hafıza ve konuşma tanıma ile ilgilidir. Bu lobların sorumluluğu, adlandırma ve sözlü anlama gibi dil işlevlerini de içerir. Beynin bu kısmı kısa ve uzun vadede bellek transferini yönetir ve mekânsal belleği kontrol eder.

- **Parietal Lob:** Beynin bu kısmı tarafından gerçekleştirilen çeşitli işlevler vardır. Parietal lob, duyum ve algının bilişsel işlevleri, çeşitli görsel-uzaysal yetenekler ve analogik zihinsel rotasyonlarla ilişkilendirilmiştir.
- **Frontal lob:** Beynin frontal lob alanı motor fonksiyon, problem çözme, bellek, dil, yargı, dürtü kontrolü ve sosyal davranış gibi çeşitli önemli aktivitelerde rol oynar. Sol ve sağ frontal loblar farklı davranışlarda rol oynar, örneğin sol, dil ile ilgili hareketi kontrol eder (örneğin konuşma için gerekli kas aktivasyonu) ve sağ lob ise sözel olmayan yeteneklerle ilişkilidir.
- **Serebellum:** Beynin bu bölgesi denge hareketlerini ve istemli hareket koordinasyonunu sağlar.
- **Beyin Sapı:** Beyin sapı, merkezi sinir sistemini düzenlenmesi, uyku düzeninin sağlanması, kalp ritmi ve akışının düzenlenmesi ve solunum-yutma gibi işlevleri yerine getirir.



Şekil 1.2. Beyin yapısı ve İşlevleri [5]

1.2. Beyin Görüntüleme Yöntemleri

Beyni görüntülemek için kullanılan yöntemler yapısal ve fonksiyonel görüntüleme olarak iki geniş yapıya ayrılır. Yapısal görüntüleme yolları kullanıldığı zaman beyindeki rahatsızlık hakkında bilgiler elde edilirken beyinde oluşan kısa süreli değişimler hakkında yeterli bilgi sağlanamamaktadır. Bir şeye odaklanırken ya da bir şeyler öğrenirken, rüya anında bile beyinde oluşan aktivitelerin incelenmesini sağlayan, beyinde oluşan kısa süreli değişimler hakkında bilgiler sağlamak için kullanılan yöntem fonksiyonel görüntülemedir [6, 7]. Bu görüntüleme yöntemlerinden bazıları şu şekildedir;

- Yapısal görüntüleme yöntemleri: Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI), Bilgisayarlı Tomografi (BT).
- Fonksiyonel görüntüleme yöntemleri: Pozitron Emisyon Tomografisi (PET), Tek Foton Emisyonlu Tomografi (SPECT), Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme (fMRI), Elektrokortikografi (ECoG), Magnetoensefalografi (MEG), Yakın Kızıl Ötesi Spektroskopisi (NIRS) ve Elektroensefalografi (EEG) olarak sıralanır [7].

Beyin görüntüleme yöntemlerinin karşılaştırılması Tablo 1.1’de özetlenmiştir.

Tablo 1.1. Beyin görüntüleme yöntemlerinin karşılaştırılması

Görüntüleme Çeşidi	Uygulama Yöntemi	Avantaj	Dezavantaj
MRI	Yapısal görüntüleme	• Kanıtlanmış herhangi bir zararı yoktur, • Yüksek yumuşak doku kontrast çözümüleme gücüne sahiptir	• Tetkik süresi uzundur ve pahalı bir incelemedir.
BT	Yapısal görüntüleme	• Organların, yumuşak doku ve kemiklerin şekil ve yerleşimini oldukça net gösterir, • Ayrıntılı görüntüler oluşturarak kanserlerin yayılımının değerlendirilmesinde yardımcı olur ve erken teşhis imkânı verir	• Yüksek doz radyasyon etkisi vardır.

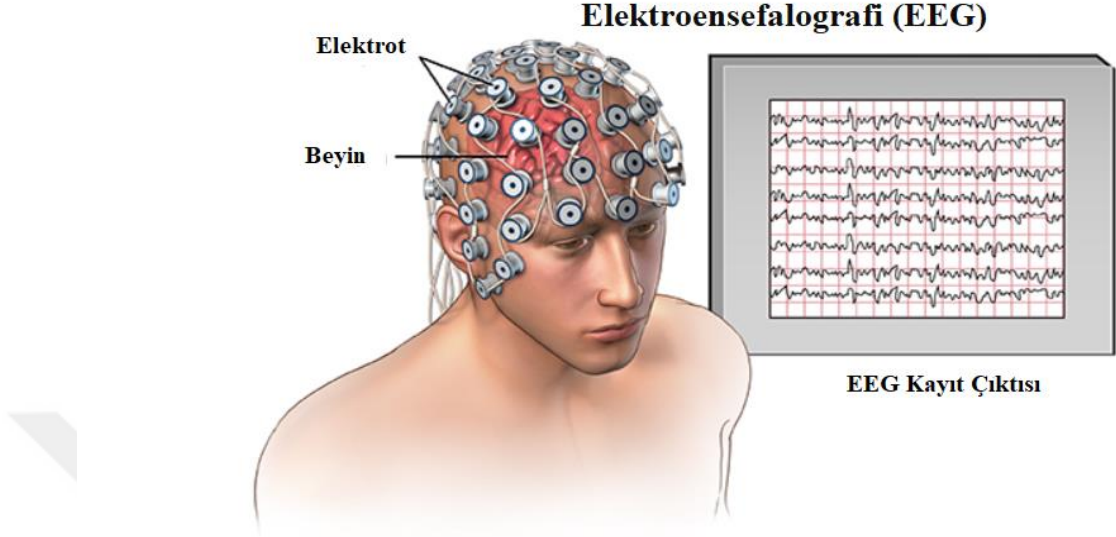
PET	Fonksiyonel	• Yüksek çözünürlüklü görüntüleme	• Pahalı bir tekniktir.
SPECT	Fonksiyonel	• Farklı açılardan elde edilen görüntüler ile üç boyutlu görüntüleme sağlanır.	• Atenuasyon sorunu.
ECoG	Fonksiyonel	• Sinyaller daha az oküler ve kas artefaktı içermekte, • Milimetrelık düzeyde elektriksel aktivite gözlenebilir.	• Cerrahi işlem gerektirir.
EEG	Fonksiyonel	• Yüksek zaman çözünürlüğü, • Ekonomik ve taşınabilir	• Elektrotların yerleştirilmesinde yaşanan temas sıkıntısı.
MEG	Fonksiyonel	• Yüksek zamansal çözünürlük	• Pahalı ve taşınabilir değil, • Sistemler için portatif olmaması sebebiyle tercih edilmemektedir.
NIRS	Fonksiyonel	• Ekonomik ve taşınabilir	• Hemodinamik aktivite ölçüldüğü için düşük geçici çözünürlük.
fMRI	Fonksiyonel	• Beyindeki bütün nörol aktivite kaydedilebilir.	• Ekipmanların büyük boyutluluğu, • Oldukça pahalı ve zahmetli.

1.3. Elektroensefalografi (EEG)

EEG, kafa derisi yüzeyinden elektrotlar veya beyne yerleştirilen iğne elektrotlar yardımı ile beynin elektriksel aktivitesinin ölçümünü sağlayan fonksiyonel bir yöntemdir.

1.3.1. EEG'nin Temel Çalışma Prensipleri ve İşlevi

Bir EEG sinyali kaydedilirken, kafa derisi iletkenliğini arttırmak ve elektrotlar ile deri arasındaki teması arttırmak için kafa derisi üzerine bir iletken jel yardımıyla bir dizi elektrot yerleştirilir ve beyinde oluşan elektriksel potansiyel değişimleri EEG cihazı yardımıyla elde edilir. EEG, yapılacak uygulamaya göre elektrot sayısı ve elektrotların yerleşim yerleri belirlenir ve elektrotların kafa derisine (invaziv olmayan yöntem ile) veya kortekse (invaziv yöntem ile) yerleştirilmesiyle ölçülebilir [8], (Şekil. 1.3).



Şekil 1.3. EEG Ölçümü [9]

1.3.2. EEG Sinyallerinin Özellikleri, Frekans Bantları ve İşlevleri

EEG kafa derisi üzerindeki küçük elektrik voltaj değişikliklerinin ölçülmesiyle oluşan, Hans Berger tarafından 1924 yılında geliştirilen ve beyin sinyallerini yakalamak için en yaygın kullanılan yöntemlerden biridir. EEG sinyallerinin, genlik değeri 1-100 mikrovolt (μV), frekans değeri ise 0.5-100 Hertz (Hz) aralığındadır. EEG sinyallerinin genlik değeri, beyin üzerinden doğrudan invaziv yöntem ile ölçüm sağlandığı zaman yaklaşık 10 kat artabilmektedir. EEG sinyallerinin oluşumunda rol oynayan beyinde bulunan nöronların durumlarına göre belirli frekans bantlarındaki beyin aktivitesi bilinç veya uyku durumu ile ilişkilidir [10]. Bu ilişkilerin değerlendirildiği EEG'nin alt bantlarına ait dalgalar hakkında bilgiler aşağıda anlatılmıştır.

1.3.2.1. Beta Dalgası (β)

Genlik değeri 1-5 μV , frekans değeri ise 13-26 Hz aralığında değişim gösteren daha çok parietal ve frontal bölgede görülen, bireyin uyanık hal, dikkat ve konsantrasyonu ile ilişkilidir. Beyin aktivitesinin yoğun olduğu durumlarda, stres ve heyecan anında gözlemlenen dalgalar [11, 12].

1.3.2.2. Alfa Dalgası (α)

Genlik değeri 2-10 μ V, frekans değeri 7.5-13 Hz aralığında değişen alfa bandı daha çok oksipital bölgede görülür, bireyin dinlenim ve uyanık halinde gözlemlenen dalgalar [11, 12].

1.3.2.3. Teta Dalgası (θ)

Teta bandı genliği 5-100 μ V aralığında olan, frekansı 4-7.5 Hz aralığında değişen bilinç anından uyku anına geçiş sırasında ortaya çıkan ve uyarılma seviyesiyle ilgili olan dalgalar. Parietal ve temporal bölgede gözlemlenen Teta dalgaları tembellik ve uyuşukluk anlarında gözlemlenir [11, 12].

1.3.2.4. Delta Dalgası (δ)

Frekansı 0.5-4 Hz aralığında ve genliği ise 100 μ V 'a kadar çıkabilen derin uyku anı ile ilişkili olan dalgalar. Ağır beyin hasarı olan hastalıklarda gözlemlenen Delta dalgası beynin bütün bölgelerinde gözlemlenebilir [11, 12].

1.3.2.5. Gama Dalgası (γ)

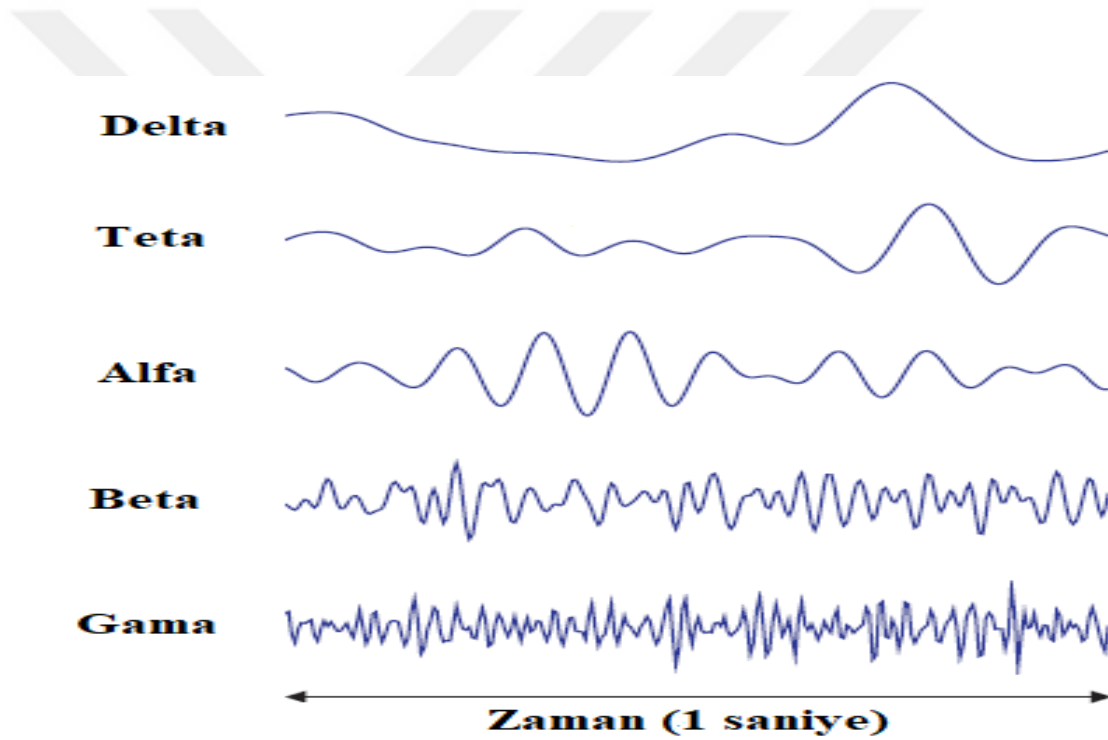
Gama bandı yaklaşık 2 μ V'dan daha çok küçük genlik değerine sahiptir, frekans değeri ise 26 Hz üzerinde olup 100 Hz'e kadar çıkabilen dalgalar. Beynin merkez bölgesinde daha çok görülen ve uyku anında ortaya çıkan gama dalgası, klinik faaliyetlerden ziyade daha çok araştırma çalışmalarında incelenen dalgalar [11, 12].

EEG'nin alt bantlarının özet hali Tablo.1.2'de, alt bantlara ait sinyal örnekleri ise Şekil. 1.4'te gösterilmiştir.

Tablo 1.2. EEG alt bantları

Dalga Adı	Frekans Aralığı (Hz)	Yoğun olarak gözlemlenen beyin bölgesi	Gözlemlendiği Fizyolojik Durumlar
Beta Dalgası (β)	13-26	Parietal ve Frontal Bölge	Uyanık ve dikkat hali

Alfa Dalgası (α)	7.5-13	Oksipital Bölge	Uyanık, dinlenim hali
Teta Dalgası (θ)	4-7.5	Parietal ve Temporal Bölge	Tembel-uyuşukluk hali
Delta Dalgası (δ)	0.5-4	Bütün Bölgeler	Derin uyku hali
Gama Dalgası (γ)	26-100	Merkezi Bölge	Uyku hali



Şekil 1.4. EEG alt bantlarına ait sinyal örnekleri [13]

1.4. Beyin Bilgisayar Arayüzü

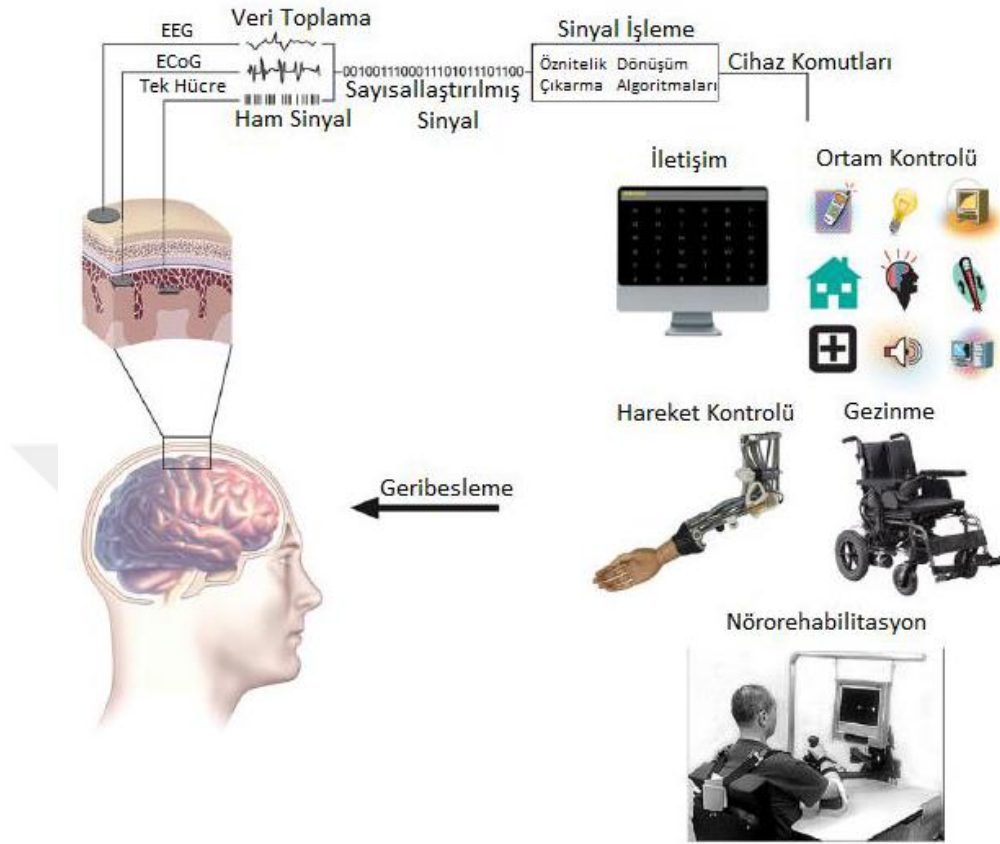
Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA), bir bireyin beyninde bulunan sinir ve kaslarının kontrol edilemediği durumlarda beynin gönderdiği mesajları veya komutları karşı tarafa aktaran bir sistemdir. Örneğin, EEG tabanlı bir BBA'da mesajlar EEG faaliyetleri ile kodlanır ve bir BBA kullanıcısına dünya üzerinde hareket etmek için alternatif bir yöntem sunar [14]. Özellikle Multiple Skleroz (MS), Amyotrofik Lateral Skleroz (ALS), beyin felci gibi hastalıklarda bireyin beyin yapısı düzgün çalışır fakat duygu ve düşüncelerini karşı tarafa

aktarma işini BBA sistemleri yardımıyla sağlarlar. MEG, fMRI gibi diğer görüntüleme tekniklerine kıyasla BBA sistemini gerçekleştirmek için en yaygın kullanılan teknik EEG'dir. EEG, diğer görüntüleme tekniklerine göre zamansal açıdan yüksek çözünürlük ve taşınabilirlik açısından kolaylık sağlamaktadır. İnvaziv yöntemli yani genellikle ECoG ölçümü ile yapılan BBA sistemleri, kullanıcının serebral korteksine yerleştirilen ve yüksek sinyal gürültü oranını (SNR) elde etmeyi sağlayan elektrotların kullanımına dayanır. İnvaziv olmayan yöntemli yani genellikle EEG ölçümüne dayanan BBA sistemler ise, yüzey elektrotlarının kullanımı ile gerçekleştirilir [15].

1.4.1. BBA Sistemlerini Temel Çalışma Prensipleri

Beyinden gelen sinyaller invaziv veya invaziv olmayan yöntemler ile alınır, kullanıcının duygu ve düşüncesini yansıtan belirli sinyal özelliklerini (örneğin uyarılmış potansiyellerin genlikleri veya sensorimotor korteks ritimleri vb.) çıkarmak için işlenir ve işlenen bu özellikler bir cihazı çalıştıran komutlara dönüştürülür. Basit bir kelime işlemci programı, tekerlekli sandalye ile gezinme işlemi, nörorehabilitasyon veya hareket kontrolü BBA sistemi ile sağlanabilen birkaç çalışmadır [15].

Herhangi bir BBA sistemi kayıt yöntemine veya uygulamalarına bakılmaksızın Şekil 1.5'de görüldüğü üzere, beş temel unsurdan oluşur: sinyallerin alınması, sinyallerden özellik çıkarımı, özellikleri dönüştürme algoritması ve çevirisi, cihaz çıkışı, çalışma protokülüdür [16].



Şekil 1.5. BBA sistemlerinin temel unsurları ve çalışma prensibi [16]

1.4.1.1. Sinyallerin Alınması

Beynin nörolojik durumunun algılandığı aşamadır. BBA sistemiyle, bir bireyin beyninden kayıt alma işlemi devam ederken beyin aktivitesine gömülü olan niyeti yansıtan sinirsel bilgileri izlenir. BBA işlemi için kullanılan beyin elektrik sinyalleri invaziv veya invaziv olmayan yöntemler ile elektrotlar tarafından alınır, yükseltilir ve sayısallaştırılır [16].

1.4.1.2. Sinyallerden Özellik Çıkarımı

BBA sistemlerinde sinyal işleme iki aşamadan oluşur. Birinci aşama, gerekli ön işlemleri yapılarak gürültüden arındırılmış olan sinyallerden kullanıcının amacına göre uygun olan sinyal özelliklerin çıkarılmasıdır. Etkili BBA işlemine sahip olmak için, çıkarılan elektrofizyolojik özelliklerin kullanıcının amacı ile güçlü korelasyonları olmalıdır.

Uyarılmış Potansiyellerin (UP) genlikleri, gecikmeleri, frekans güç spektrumu özellik çıkarım aşamasında en sık kullanılan sinyal özelliklerinden birkaçıdır [16].

1.4.1.3. Özellikleri Dönüştürme Algoritması ve Çevirisi

BBA sistemlerinde sinyal işlemenin ikinci aşaması, çıkarılan sinyal özelliklerini cihaz komutlarına dönüştüren çeviri algoritması ile gerçekleştirilir. Beyin elektrofizyolojik özellikleri veya parametreleri, harf seçimi, imleç hareketi, bir robot kolunun kontrolü veya başka bir yardımcı cihazın çalışması gibi çıktılar üretecek komutlara dönüştürülür [16].

1.4.1.4. Cihaz Çıkışı

Sinyal işleme yöntemleri ile elde edilen ve çevrilen sinyal özellikleri, harici bir cihazı çalıştırmak için çıkış sağlar. Cihaz çıktısı, bir tekerlekli sandalyeyi hareket ettirmek veya diğer yardımcı cihazları çalıştırmak, hatta bir nöroprotez yoluyla felçli bir kolun hareketini kontrol etmek için harf ve sayıların bulunduğu bir bilgisayar ekranından bir heceleme programını çalıştırmak için kullanılabilir [16].

1.4.1.5. Çalışma Protokolü

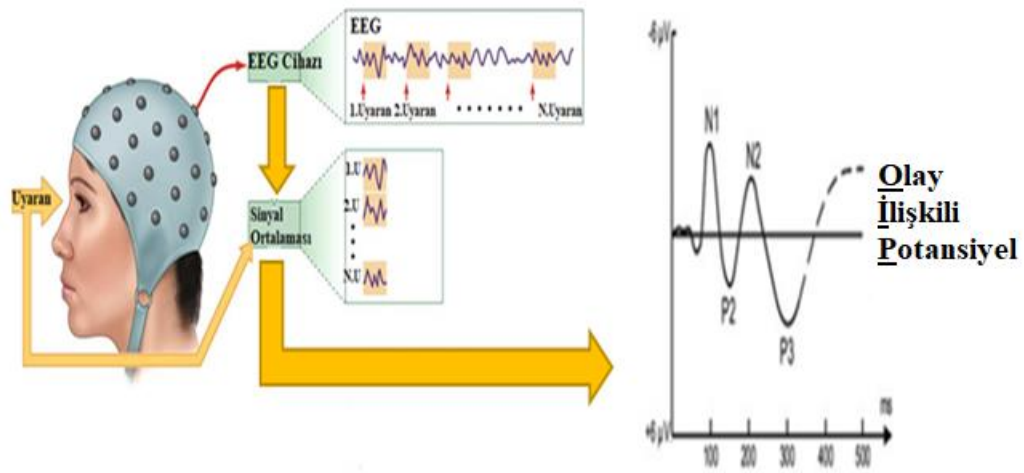
BBA sisteminin etkileşimli bir şekilde çalışmasını belirler. BBA'nın çalışmasındaki adımların detaylarını, sırasını, BBA operasyonunun zamanlamasını, geri besleme parametrelerini ve muhtemelen farklı cihaz çıkışları arasındaki geçişi tanımlar. Bir BBA sisteminin etkili olması sistemin esnek olmasını sağlayarak bireysel bir kullanıcının özel ihtiyaçlarını karşılamasını sağlar [16].

1.5. Olay İlişkili Potansiyeller (OİP)

Olay ilişkili potansiyeller (OİP), BBA sistemleri ile bağlantılı olarak EEG ve ECoG ölçümlerinin analizi yapılırken kullanılan önemli bir özelliktir. OİP, beynin herhangi bir uyarana karşı (Görsel, Somatosensor veya İşitsel) verdiği tepkiler ve beyin aktivitesidir [17].

Yapılan bir çalışmada [18], UP diye de ifade edilen OİP, uyarılmış sinirsel aktiviteden kaynaklanan önemli voltaj dalgalanmalarıdır ve bilişsel süreçlerin, dil anlama, hafıza ve

dikkat gibi çeşitli yönlerini araştırmayı amaçlayan bir dizi psikolojik çalışmalarda kullanılmaktadır. OİP sinyalleri, EEG sinyallerine göre çok küçük genliklere sahip olmaları nedeniyle genellikle ham EEG sinyali içerisine gömülüdürler ve EEG kayıtlarında gözükmezler. Bu nedenle, OİP sinyallerini elde edebilmek için aynı hedef uyarının tekrarlanan sunumlarına belirli kayıt süreleri oluşturularak EEG kayıtlarından seçilmeleri gerekir. Birden çok uyarının sunulması ile EEG kayıtlarından seçilen sinyallerin ortalaması alınarak OİP sinyalleri oluşturulur. Bütün bu açıklamalardan yola çıkarak, OİP sinyallerinin, bir uyarının tekrar tekrar sunulmasıyla uyarılan sinirsel aktiviteyi yansıttığı söylenebilir [18, 19]. Görsel uyarı sonrası EEG sinyallerinden çıkartılan OİP'ye ait örnek çalışma Şekil 1.6'da gösterilmiştir.



Şekil 1.6. Görsel uyarı sonrası OİP oluşumu [20, 21]

Çalışmalarda en sık kullanılan UP uyarıları üçe ayrılır. Bu uyarılar şöyledir;

- İşitsel uyarılmış potansiyeller (İUP),
- Somatosensor uyarılmış potansiyeller (SUP)
- Görsel uyarılmış potansiyeller (GUP)

İUP uyarıları ile yapılan çalışmalarda, belirli bir eşik değerinde uyarılar bireylere gönderilerek beyin sapındaki işitme yollarının işlevi hakkında bilgiler sağlanır. Bu şekilde işitmeyle ilgili rol oynayan birincil sinir ile beyin sapı lezyonu arasında

bileşenlerde görülecek gecikme veya genlik azalmasına bağlı olarak ayırım yapılabilir. SUP uyarılarının kullanıldığı çalışmalarda, sinir liflerinin uyarılması ile MSS ve PSS kaynaklı uyarıların kaydedilmesi sonucu ortaya çıkan bileşenler değerlendirilerek oluşan lezyonlar hakkında bilgi sağlanır. GUP uyarıları ile yapılan çalışmalarda ise, uyarılar belirli zaman aralıkları ile bir ekrana yansıtılır ve bireyin bu uyarılara odaklanması istenir. Özellikle ALS ve MS gibi beyin hasarının olduğu hastalıkların tanısı için kullanılmaktadır. Çalışma öncesinde kullanıcı eğitimi gerektirmediği ve verileri hızlı aktarabildiği için en sık kullanılan UP uyarılarının başında gelmektedir [22].

1.5.1. Olay İlişkili Potansiyellerin Alt Bileşenleri

Uyarıların beyin tarafından algılanıp işlenmesi sonucunda genlik veya gecikme durumlarına göre farklı zaman diliminde ortaya çıkan, her biri uyarıcı çeşidine göre farklı anlamlar içerip uyarılar sunuldukça beyinde oluşan elektriksel aktiviteyi gösteren ve çalışmalarda en çok kullanılan OİP sinyallerinin alt bileşenleri şu şekildedir;

- P100 Dalgası (P1)
- N100 Dalgası (N1)
- P200 Dalgası (P2)
- N200 Dalgası (N2)
- P300 Dalgası (P3)
- N400 Dalgası (N4)

1.5.1.1. P100 (P1) Dalgası

P100 veya P1 dalgası, uyarının başlamasından yaklaşık 100 ms sonra ortaya çıkan pozitif tepe değeridir. Erken bileşenlerden olan P100 genellikle düşük seviyeli algı ile bağlantılıdır ve kelime, resim gibi algısal bir uyarı sunulduğu zaman ortaya çıkması beklenir [19].

1.5.1.2. N100 (N1) Dalgası

N100 veya N1 dalgası, uyarı gönderildikten sonra yaklaşık 90-200.milisaniye (ms) arasında zirve yapan (ortalama 100.ms'de görülen) ilk negatif dalgadır. Genellikle orta hat merkezi bölge (Cz kanalı) ve ön orta hat frontal bölge (Fz kanalı) üzerinde maksimum

genliğe sahip olup baskın olarak görülebirlirler ve bu sebepten dolayı ‘tepe potansiyel’ olarak da bilinmektedir [23, 24].

1.5.1.3. P200 (P2) Dalgası

Uyaran gönderildikten sonra yaklaşık 100-275.ms’de ortaya çıkan (Ortalama 200.ms) ve N1 dalgasından sonra oluşan ilk pozitif bileşen olan P200 ya da P2 dalgası daha çok N100 dalgası ile birlikte işitsel uyaranlarda belirgin olarak gözükabilmektedir [23].

1.5.1.4. N200 (N2) Dalgası

Uyaran sunulduktan sonra yaklaşık 200.ms’de ortaya çıkan (180-375.ms) OİP sinyalinde ikinci negatif sapma gösteren bileşendir. N2 dalgası üç bileşene ayrılmaktadır. Bunlar; Uyumsuzluk negatifliği olarak da adlandırılan (UN) N2a bileşeni ve N2, N2c bileşenleridir. N2a, işitsel uyarımın tekrarlanmasıyla arka planda ayırt edilebilir bir değişiklikte ortaya çıkan negatif bir bileşendir. N2b, verilen görev ile ilgili uyarının fiziksel özelliklerinde farklılıklar olduğu zaman N2a’dan biraz daha uzun zaman sonra ortaya çıkan negatif bir bileşendir. N2c ise farklı bir uyarı tanımlayıp, uyarının kategorize edilmesi gereken zamanda ortaya çıkan P3 dalgasından hemen önce oluşan N2’nin negatif bir bileşenidir.

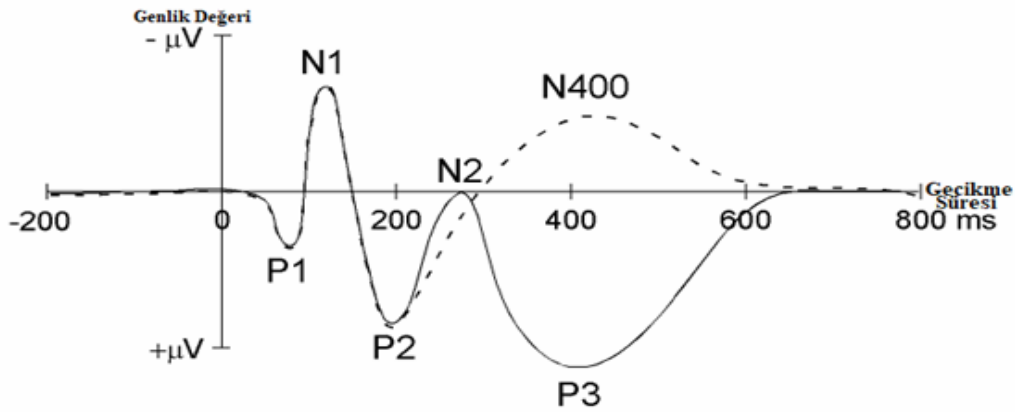
1.5.1.5. P300 (P3) Dalgası

P300 veya P3 dalgası (P3b olarak da bilinir), OİP’de uyarının başlamasından sonra 250.ms’den başlayarak uyarının karmaşıklığına göre gecikmesi 1000.ms’ye kadar uzayabilen, ortalama (250-500) ms aralığında pik yapan büyük, geniş ve pozitif bir bileşendir. P3a ve P3b olarak iki bileşene sahiptir. P3a 250-300.ms’de ortaya çıkan erken bileşendir ve P300’dan bu şekilde ayırt edilebilmektedir. P3b genelde P300 ile ilişkilendirilirken P3a’nın P300 ile ilişkisi tam olarak açıklanamamıştır [15, 27]. İlk olarak Sutton ve arkadaşları [28] tarafından bulunan P300 dalgası OİP bileşenleri arasında belki de en çok çalışılanlardandır. P300, yüksek genel performansa sahip oldukları için P300 tabanlı BBA sistemlerinde tercih edilir. P300 dalgası, beynin işitsel ya da görsel olarak bir görev ile uyarılması sonucunda ortaya çıkar. Bir uyarının sunulma olasılığı ne kadar düşükse P300 genliği de o kadar büyüktür [27]. P300 dalgasının genlik değeri veya gecikme süresi, yaş, görev zorluğu, uyarıcı şekli ve uyarının gönderilme

olasılığına göre farklılıklar gösterebilir. P300 genlik değeri (μV), OİP dalga formunun belirlenen zaman penceresi içinde zirveye ulaştığı pozitif noktadır. P300 latans veya gecikme süresi (ms) ise belirlenen zaman penceresi içerisinde uyaran başlangıcı ile P300 dalgasının maksimum genlik noktasına ulaştığı nokta arasındaki süredir. P300 genelde orta hat elektrotları (Fz, Cz, Pz, Oz) olarak bilinen bölgeler üzerindeki genlik değişimi olarak tanımlanırken, bu bölgelerdeki genlik değerleri diğer bölgelere göre daha büyüktür ve genelde yapılan çalışmalar bu bölgelerden elde edilen bilgiler üzerindedir [29, 30].

1.5.1.6. N400 (N4) Dalgası

İlk olarak Kutas ve arkadaşı tarafından [26] keşfedilen N400 dalgası, hedef uyarının başlamasından yaklaşık 400 ms sonra zirve yapan dil bilgisi, görsel veya işitsel kelimeler ile ilgili bir hata olduğu zaman beyin tarafından hatanın algılanması ile oluşan OİP bileşenidir. Son 30 yılda, 1000' den fazla çalışmada dil anlama, anlamsal bellek, yüz ve jestlerin işlenmesi, gelişimsel bozukluklara bakanlar gibi klinik çalışmalara kadar değişen konularla bağımlı bir değişken olarak kullanılmıştır [19]. N400 dalgası beynin merkezi bölgesi veya parietal bölgesinde maksimum genlik değerine, frontal bölgesinde ise daha küçük genlik değerine sahiptir [27]. OİP'nin alt bileşenlerine ait örnek Şekil 1.7'de gösterilmiştir.



Şekil 1.7. OİP alt bileşenleri [25]

1.6. Dikkat ve Dikkat Türleri

Gündelik hayatta birçok bilgi ile karşı karşıya kalınabiliyor. Bu, birçok bilgidan ilgili olanların seçilmesi gerekmektedir. Dikkat, bu sürecin anahtarıdır. Dikkat, gördüklerimizi

ya da duyduklarımızı algılamada, gereksiz bilgileri görmezden gelmemizi, gördüklerimizin önemli kısımlarını almamızı ve yorumlamamızı mümkün kılan mekanizmadır. Dikkat, karşı karşıya olduğumuz çok büyük miktarda bilgiyi seçici bir şekilde işlememize izin verir. Dikkat, belirli bir zamanda mevcut olan davranışsal, bilişsel ve fiziksel durumlara göre değişebilir. Buna göre genel olarak, üç tip dikkat türü tanımlanabilir [15]:

- Seçici dikkat: Dikkat dağıtan bir bilgiyle karşı karşıya kalındığı zaman ilgili bilgiye odaklanma yeteneğidir. Seçici dikkatte bazı bilgilere diğerlerine göre öncelik verilir. Örneğin, belirli bir şarkıyı dinlediğimizde seçici bir ilgi gösteririz veya araba ile sürüş anında bir polis aracının uzaktan ışık tuttuğunu görürsek, dikkatimizin bu uyarana doğru çekilmesi muhtemeldir [15, 32].
- Bölünmüş dikkat: Bir seferde birden fazla görev ile karşılaşp odaklanabilme yeteneğidir. Eşzamanlı bilgi kaynaklarının sayısı arttıkça dikkat performansı önemli ölçüde azalabilir. Televizyon izlerken ödev yapan bir bireyin hem televizyona hem de ödevine odaklanmaya çalışması bölünmüş dikkate örnek gösterilebilir [15, 32].
- Odaklanılmış dikkat: Görsel veya işitsel uyarıların aynı anda uygulanması sonucunda hangi bilgilerin elde edilip edilmediğini belirleyen mekanizmadır. Odaklanılmış dikkatin gündelik hayatta birçok örneği vardır. Bir satranç oyuncusunun etkili hamleler yapma yeteneği veya karmaşık bir matematiksel denklemi çözmeye çalışması odaklanma yeteneğine bağlıdır [15, 32].

1.7. Amyotrofik Lateral Skleroz (ALS)

ALS veya bazı ülkelerde ‘Charcot’ diye de anılan, MSS’de sinirlerin zarar görmesiyle ortaya çıkan motor nöron hastalığıdır. Zamanla ilerleyerek ölümcül sonuçlara yol açabilmektedir. İleri yaş hastalığı olarak da bilinen ALS’nin belirtileri şu şekildedir; çabuk yorulma, halsizlik, konuşma, yutma, çiğneme ve solunum güçlüğü, el ve kollarda özellikle beceri gerektiren işlerde yaşanan zorluklar vb. belirtilerdir. ALS hastalığında Bulber ve Spinal belirtiler görülür. Bulber belirtiler de erken dönemde konuşma ve solunum zorlukları görülürken, Spinal belirtiler de ise el ve kol becerileri gibi harekete dayalı işlevler erken dönemde kaybedilmektedir [31]. ALS hastaları yaşadıkları bu tür zorluklar karşısında tasarlanan BBA sistemleri ile temel ihtiyaçlarını karşılayarak

yaşamlarını sürdürebilmektedirler. BBA sistemlerinin temeli ise EEG ve OİP sinyallerinin analizinden oluşmaktadır.

1.8. Beyinde Hasar Oluşması Sonucunda Ortaya Çıkan Hastalıklar ve Dikkat Üzerine EEG-OİP Sinyalleri ile Yapılmış Literatürdeki Çalışma Örnekleri

Literatürdeki çalışmalar incelendiği zaman dikkatin ölçülmesi ile ilgili EEG, elektrokülografi (EOG), elektrokardiyografi (EKG) gibi yöntemlerin yanı sıra fMRI, NIRS gibi görüntüleme yöntemleri kullanılarak da bir takım çalışmalar yapılmıştır [32-34]. Dikkatin ölçülmesi ile ilgili son yıllarda yapılan çalışmalar incelendiğinde ise OİP sinyallerinin kullanıldığı görülmektedir. Dikkat ölçümünün yanı sıra ALS, Parkinson, MS, Alzheimer gibi beyinde hasar oluşması sonucundan ortaya çıkan hastalıkların tespiti ve BBA sistemlerinin geliştirilmesi ile ilgili de EEG-OİP sinyalleri üzerine çalışmalar yapılmıştır. Yapılan çalışmalar incelendiğinde özellikle sağlık alanında OİP sinyallerinin bileşenlerinden elde edilen morfolojik özelliklerin daha çok istatistik yöntemler ile incelenmesi sonucu ortaya çıkan çalışmalar olduğu görülmüştür [35-41]. Mühendislik ve fen bilimlerindeki çalışmaların ise daha çok morfolojik özelliklere ek olarak EEG-OİP sinyallerine sinyal işleme yöntemlerinin ve makine öğrenmesi algoritmalarının uygulanması ile yapıldığı görülmüştür [43-53]. Yapılan bu çalışmalara ait birkaç örnek şu şekildedir:

- Munte vd. yaptıkları çalışmada (2000), OİP sinyali ile ALS hastalığını tespit etmeye çalışmışlardır. 13 ALS hastası ve 13 sağlıklı bireyden elde edilen OİP sinyalleri sonucunda P300 bileşeninin genlik ve gecikme süresi değerlerini incelemişlerdir. İnceleme sonucunda ALS hastalarının hedef uyaranlara daha geç cevap verdiğini ve P300 genlik değerlerinin daha düşük olduğunu tespit etmişlerdir. Bu tespitlere dayanarak ALS hastalarında bilişsel bir bozukluk olduğu ve bu bozukluğun dikkat eksikliğinden kaynaklı olabileceği sonucuna varmışlardır [35].
- Karagöz ve arkadaşları (2005), Majör Depresyon tanısı konmuş hastalarda bilişsel işlevleri OİP sinyallerinden elde edilen morfolojik özellikler ile incelemişlerdir. Elde edilen özneliliklerin incelenmesi sonucunda N200 ve P300 gecikmelerinde uzama, P300 genliğindeki düşüşün kişilerde bilişsel işlevlerde bozukluk olabileceği ve OİP'lerin ileride yapılacak olan çalışmalarda Majör Depresyon

oluşumunda etkili olan olayların anlaşılmasını kolaylaştırabilir olacağı sonucuna varmışlardır [36].

- Parra ve arkadaşları (2012), Alzheimer ve hafif bilişsel bozukluk olan kişilerde standart nöropsikolojik testleri (dikkat, bellek vb.) P300 bileşeninden elde ettikleri genlik ve gecikme süresi değerleri ile incelemiştir. Elde ettikleri sonuçları sağlıklı kontrol grubu ile kıyasladıkları zaman Alzheimer hastalığı ve hafif bilişsel bozukluğun ayırt edilebilir olduğunu bulmuşlardır [37].
- Yapılan bir diğer çalışmada, bilişsel bozukluğu olmayan MS hastalarında OİP ile dikkat ve stres algısı incelenmiştir. İşitsel uyaran uygulanması sonucunda OİP bileşenlerinden P300 ve N200 dalgalarından genlik ve gecikme süre değerleri elde edilip incelenmiştir. MS hastalarının uyaranlara sağlıklı bireylere göre daha geç cevap verdiği görülmüş ve N200-P300 arasında anlamlı korelasyon olduğunu tespit etmişlerdir [38].
- Riccio ve arkadaşları yaptıkları çalışmada görsel uyaran sistemini kullanarak 13 ALS hastası ve 13 sağlıklı bireyden elde ettikleri veriler ile P300 tabanlı BBA cihazının iletişim için kontrol mekanizmasını ve dikkat sürecini araştırmışlardır. Yapılan araştırmada OİP sinyalinde elde edilen N200 ve P300 bileşenlerine ait genlik değerleri, gecikme süre değerleri kullanılmıştır. Yapılan çalışma sonucunda bazı kanallarda anlamlı farklılıklar elde edilmiştir ve N200 ile P300 bileşenlerinin anlamlı korelasyon göstererek dikkat analizinde güvenilir sonuçlar verdiğini ve birlikte kullanılabilirliğini önermişlerdir [39].
- Aloise vd. yaptıkları çalışmada görsel uyaranlarda dikkat analizini sağlıklı bireylere P300 heceleme sistemi ve Geometrik heceleme sistemini uygulayarak elde edilen OİP sinyalleri ile incelemiştir. Yaptıkları çalışmada OİP bileşenlerinden morfolojik öznitelikler elde edilmiş ve karşılaştırma sonucunda iki sistem arasında anlamlı farklılık bulamamışlardır [40].
- Özmüş ve arkadaşları Parkinson hastaları ve sağlıklı kontrollerde görsel olaya ilişkin olarak elde edilen P300 yanıtlarını ve nöropsikolojik testleri birlikte kullanarak hastalığa bağlı değişebilen beyin dinamiklerini incelemiştir. Elde edilen P300 gecikme süresi ve genlik değerlerinin nöropsikolojik bazı testlerle aralarında ilişkili olduğu sonucuna varmışlardır [41].
- Rupom ve Patwary yaptıkları çalışmada [42]'deki veri setini kullanarak EEG ve OİP sinyalleri ile ALS hastalarında beyin anormalliklerinin tespiti için bir teknik

önermişlerdir. Kullandıkları yöntem ile ham EEG verisinden ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak Alfa ve Beta dalgalarına ait genlik değerleri çıkarılmıştır. Bu değerlere ve OİP' ye bağlı olarak ALS hastaları ile sağlıklı insanlar karşılaştırılmıştır. Bu tekniğin ilk aşamada ALS hastalığının tespitinde yardımcı olabileceğini önermişlerdir [43].

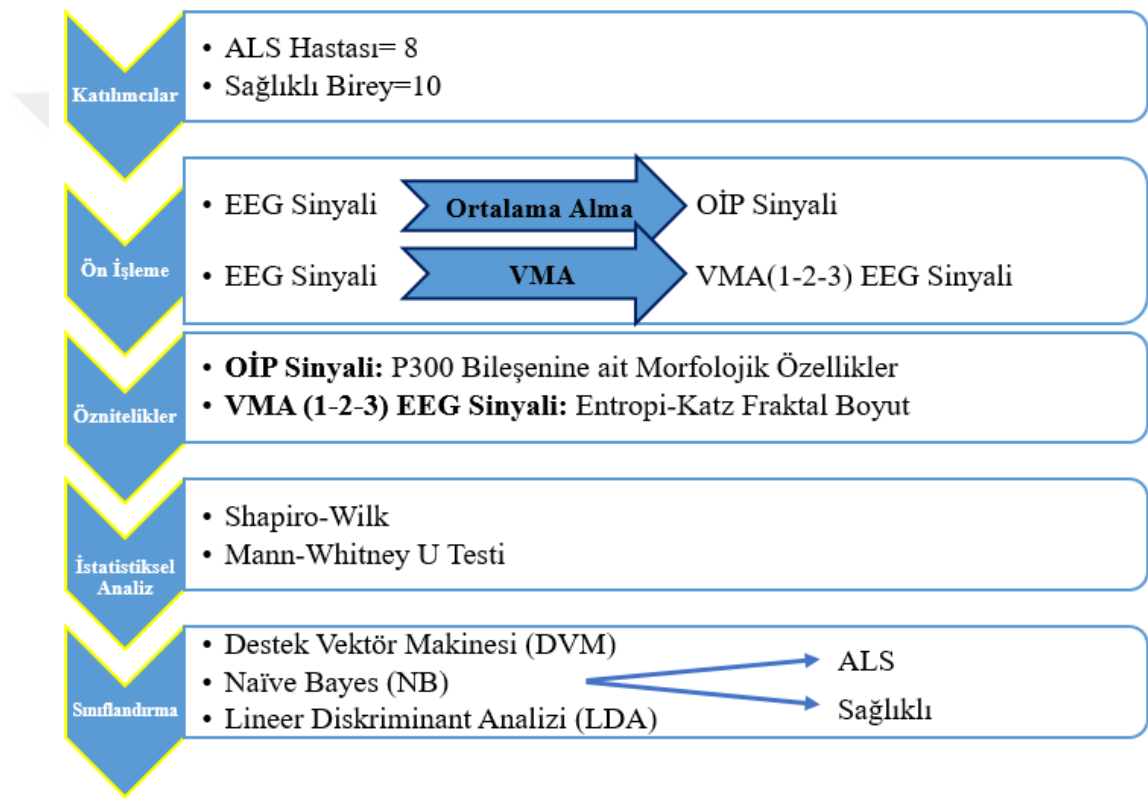
- Batbat ve arkadaşları yaptıkları çalışmalarda yaşları 18-25 Aralığında olan sağlıklı üniversite öğrencilerine işitsel-görsel uyaranları farklı zamanlı ve farklı uyaran sistemi ile uygulayarak çeşitli yöntemlerin uygulanması ile EEG ve OİP sinyallerinde dikkat analizi ile ilgili birkaç çalışma yapmışlardır. Yaptıkları çalışmalarda Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ile filtrelenen OİP bileşenlerinden P300 dalgasının latans ve genlik değerlerinin yanında Dalgacık Katsayı Entropi değerleri öznitelik olarak incelenmiş ve yapılan sınıflandırma işleminde %88,8 sınıflandırma doğruluk oranı ile Destek Vektör Makinelerinin (DVM) en başarılı sınıflandırmayı yaptığı görülmüştür [44]. Bir başka çalışmalarında ise hedef uyarana ait EEG sinyallerinden Fraktal Boyutlar (FB), Entropi değerleri, Güç Spektral Yoğunlukları, Hjorth Parametreleri UP'nin P300 bileşenlerine ait morfolojik özellikleri öznitelik olarak ele almışlardır. Ele aldıkları öznitelikleri Radyal Tabanlı Sınıflandırıcı (RTS), Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA), Rastgele Orman (RO) ve DVM sınıflandırma yöntemleri ile incelemişlerdir. Sınıflandırma incelemeleri sonucunda en iyi sonucu %88,89 ile DVM ile elde etmişlerdir [45]. Aynı verileri kullanarak yaptıkları diğer bir çalışmada ise OİP sinyallerini yapılan çalışmalarda görüntüler üzerinde yeni bir yöntem olarak kullanılan Hu momentleri ile incelemişlerdir. OİP sinyalleri gri seviyeli görüntülere dönüştürülmüş ve elde edilen görüntülerden Hu moment kat sayıları elde edilip uyaran çeşidine göre bireylerde dikkat ölçümünü istatistik yöntemler ile incelenmiştir [46].
- Güven yaptığı çalışmada alkol bağımlısı hastalar ile sağlıklı bireylerin uyaranlara karşı tepkisini kıyaslamıştır. Yaptığı çalışmada öznitelik çıkarımında ilk önce OİP sinyallerinden morfolojik özellikler elde etmiştir. Daha sonra ayrık dalgacık dönüşüm katsayıları kullanarak EEG sinyalinden Entropi değerlerini elde etmiştir. Son işlem olarak ise OİP sinyalleri gri seviye görüntüye dönüştürülüp bu görüntülere Hu moment yöntemi uygulayarak öznitelikleri oluşturmuştur. Elde ettiği özniteliklerin farklı birleşimlerini kullanarak Naïve Bayes (NB)

sınıflandırıcı yöntemini uygulamıştır ve sınıflandırma sonucunda en yüksek başarı oranını %97,36 olarak bulmuştur [47].

- Argunşah ve arkadaşları EEG tabanlı BBA sistemlerinde sınıflandırmayı etkileyen faktörlerden bazıları (tekrar sayısı, kanal sayısı vb.) P300 heceleme sistemi üzerinde incelemişlerdir ve en yüksek sınıflandırma doğruluk oranını DVM sınıflandırmasını kullanarak elde etmişlerdir [48].
- Aydın ve arkadaşları yaptıkları çalışmada ADD ile bir takım öznelitliklerin elde edilmesi ve Lineer Diskriminant Analizi (LDA) sınıflandırma yöntemini kullanarak görsel uyaranlarda OİP'lerin P300 yanıtlarını belirlemeyi amaçlamışlardır. ADD yöntemi sonucunda elde ettikleri öznelitlikler incelendiği zaman hedef ve hedef dışı uyaranlar arasında anlamlı farklılıklar bulmuşlardır ve sınıflandırma sonucunda %93 doğruluk oranını elde etmişlerdir [49].
- Fernández Fraga ve Rangel Mondragón çalışmalarında görsel uyaranlar sonucu elde ettikleri OİP sinyallerini Katz, Higuchi ve Çoklu Çözünürlük FB yöntemlerinin performansı bakımından incelemişlerdir. FB yöntemleri ile elde edilen sonuçlar varyans ve standart sapma değerleri bakımından kıyaslanmıştır. Kıyaslama sonucunda Higuchi yönteminin kullanımının, çalışmaya katılan tüm kullanıcılar için FB hesaplamasında benzerlik sağlayarak daha kullanışlı olduğu sonucuna varmışlardır [50].
- Singh vd., bireyleri mutlu eden ve üzen iki farklı duygu durumunu OİP bileşenlerinden elde ettikleri öznelitlikleri farklı birleşimlerde denemiş NB ve Yapay Sinir Ağı (YSA) ile sınıflandırma çalışması yaparak incelemişlerdir. İnceleme sonucunda çok katmanlı YSA sınıflandırma çalışmasının diğer sınıflandırmalara göre daha başarılı sonuç verdiğini gözlemlemişlerdir. NB ile yaptıkları sınıflandırma sonucunda doğruluk oranını %56, tek katmanlı YSA sonucunda sınıflandırma doğruluk oranı %57, çok katmanlı YSA ile yaptıkları sınıflandırma sonucunda doğruluk oranını %100 bulmuşlardır [51].
- Adama ve arkadaşları (2019), Otistik spektrum bozukluğu olan bireylerde dikkat analizini OİP'nin zaman domeninde P300 bileşeninden elde ettikleri öznelitlikleri ve Pearson korelasyonunu kullanarak Karar Ağacı (KA), RF, DVM ve ÇKA makine öğrenmesi algoritmaları yöntemleri ile incelemişlerdir. İnceleme sonucunda en yüksek sınıflandırma doğruluk oranını % 70 ile ÇKA algoritmasında elde etmişlerdir [52].

- Oralhan yaptığı çalışmada (2020), BBA sistemlerinde daha yüksek sınıflandırma başarısı için 3 boyutlu Giriş Evrişimli Sinir Ağı modeli (CNN) ile P300 dalgasının saptanmasını önermiştir. Önerilen bu modeli DVM, Kademeli Lineer Diskriminant Analizi (SWLDA) ve 2 boyutlu Giriş Evrişimli Sinir Ağı modeli ile kıyaslamıştır. Kıyaslama sonucunda en yüksek sınıflandırma doğruluk oranını önerilen model CNN ile %94,22 olarak bulmuştur [53].

Gerçekleştirilen bu tez çalışmasında telif hakları İtalya/Roma’da bulunan “IRCCS Fondazione Santa Lucia Üniversitesinde bulunan Nöroelektrik Görüntüleme ve BCI Laboratuvarına” ait olan ve [42]’de yayınlanan veri tabanı kullanılmıştır. Yapılan bu tez çalışmasında ALS hastalarına ve sağlıklı bireylere ait olan görsel uyaranlar sonucu elde edilen EEG sinyalleri incelenmiştir. EEG sinyallerinden boş anlar atılarak hedef ve hedef dışı uyaranlara ait EEG sinyalleri elde edilmiştir. Hedef uyaranlara ait EEG sinyallerine ortalama alma işlemi uygulanarak OİP sinyalleri oluşturulmuştur. Ortalama alma işlemi yapılmadan önce ele alınan hedef uyarana ait EEG sinyallerine ise Varyasyonel Mod Ayrışımı (VMA) yöntemi uygulanarak üç alt moda ayrıştırılmıştır. Oksipital, merkezi, frontal ve parietal bölgelerden OİP sinyalinden P300 dalgasına ait morfolojik özellikler (MF), alt moda ayrıştırılan EEG sinyallerinden ise entropi ve Katz Fraktal Boyut (KFB) öznitelikleri elde edilmiştir. Elde edilen öznitelikler istatistiksel işlemler ile analiz edilerek anlamlı farklılık gösteren öznitelikler belirlenmiştir. Anlamlı farklılık gösteren P300 bileşenine ait MF ve üç alt moda ayrıştırılarak EEG sinyallerinden elde edilen anlamlı farklılık gösteren entropi, KFB öznitelikleri birlikte ele alınarak bu özniteliklerin farklı birleşimleri makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak sınıflandırma yöntemleri ile incelenmiştir. Tez çalışmasında kullanılan veriler az sayıda olduğundan dolayı sınıflandırma çalışmasında rastgele yüksek sınıflandırma oranının elde edilmesini engellemek için benzer durumdaki çalışmalarda da tercih edilen bir kereye mahsus çapraz doğrulama (LOO-CV) kullanılmıştır. Yapılan tez çalışmasına ait akış diyagramı Şekil 1.8’de gösterilmiştir.



Şekil 1.8. Yapılan tez çalışmasına ait akış diyagramı

2. BÖLÜM

YÖNTEM VE MATERYAL

Bu kısımda yapılan tez çalışmasında uygulanan yöntem ve materyal hakkında bilgiler verilmiştir. Bu bilgiler ile birlikte kullanılan veri tabanından da bahsedilmiştir.

2.1. Kullanılan Veri Tabanı

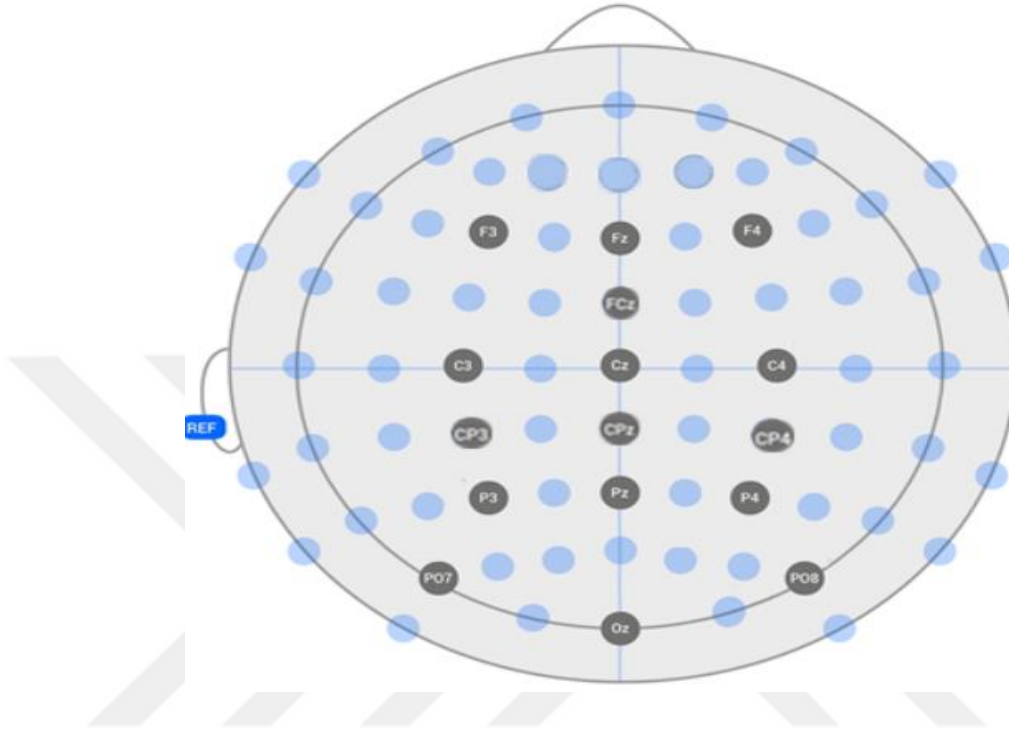
Yapılan tez çalışmasında telif hakları İtalya/Roma’da bulunan ‘IRCCS Fondazione Santa Lucia Üniversitesinde bulunan Nöroelektrik Görüntüleme ve BCI Laboratuvarına’ ait olan ve Francesca Schettini tarafından açık erişime sunulan veri tabanı kullanılmıştır [42]. EEG kayıtları “.mat” formatında verilmiştir ve gerekli bütün açıklamalar “bnci-horizon-2020.eu” sitesinde mevcuttur.

2.2. EEG Verilerinin Kaydı

EEG sinyalleri yaş ortalaması (58 ± 12) olan 8 ALS hastası bireyden ve yaş ortalaması (26.8 ± 5.6) olan ALS hastası olmadığı tespit edilen 10 sağlıklı bireyden örnekleme frekansı 256 Hz olacak şekilde ayarlanarak g.USBamp amplifikatörü (g.MOBILAB, g.Tec, Austria) yardımıyla alınmıştır. Sinyallerin alınmasında Ag/AgCl referans elektrotlar kullanılmıştır ve 8-16 kanaldan (‘Fz’, ‘Cz’, ‘Pz’, ‘Oz’, ‘PO7’, ‘PO8’, ‘FCz’, ‘CPz’, ‘C3’, ‘C4’, ‘F3’, ‘F4’, ‘P3’, ‘P4’, ‘CP3’, ‘CP4’) ölçüm alınarak elde edilmiştir. EEG sinyallerinin kaydı sırasında elektrotlar empedans değerleri 10 Kiloohm ($k\Omega$)’u aşmayacak şekilde standart uluslararası 10-10 sistemine göre dizilmiştir. Verileri toplama ve görsel uyaran işlemleri BCI2000 yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir [54-57]. Tablo 2.1’de deneklere ait bilgiler verilmiştir ve Şekil 2.1’de 10-10 sistemine göre EEG elektrot dizilimi ve ölçüm alınan kanallar gösterilmiştir.

Tablo 2.1. Bireylere ait bilgiler

Denek	Yaş	Cinsiyet	Belirtiler
1	56	Erkek	ALS Hastası (Spinal)
2	59	Erkek	ALS Hastası (Spinal)
3	43	Erkek	ALS Hastası (Spinal)
4	75	Kadın	ALS Hastası (Bulber)
5	60	Kadın	ALS Hastası (Bulber)
6	40	Erkek	ALS Hastası (Spinal)
7	61	Erkek	ALS Hastası (Bulber)
8	72	Kadın	ALS Hastası (Bulber)
9	22	Kadın	Sağlıklı
10	23	Kadın	Sağlıklı
11	27	Kadın	Sağlıklı
12	23	Kadın	Sağlıklı
13	23	Kadın	Sağlıklı
14	26	Kadın	Sağlıklı
15	40	Kadın	Sağlıklı
16	23	Kadın	Sağlıklı
17	22	Kadın	Sağlıklı
18	23	Kadın	Sağlıklı

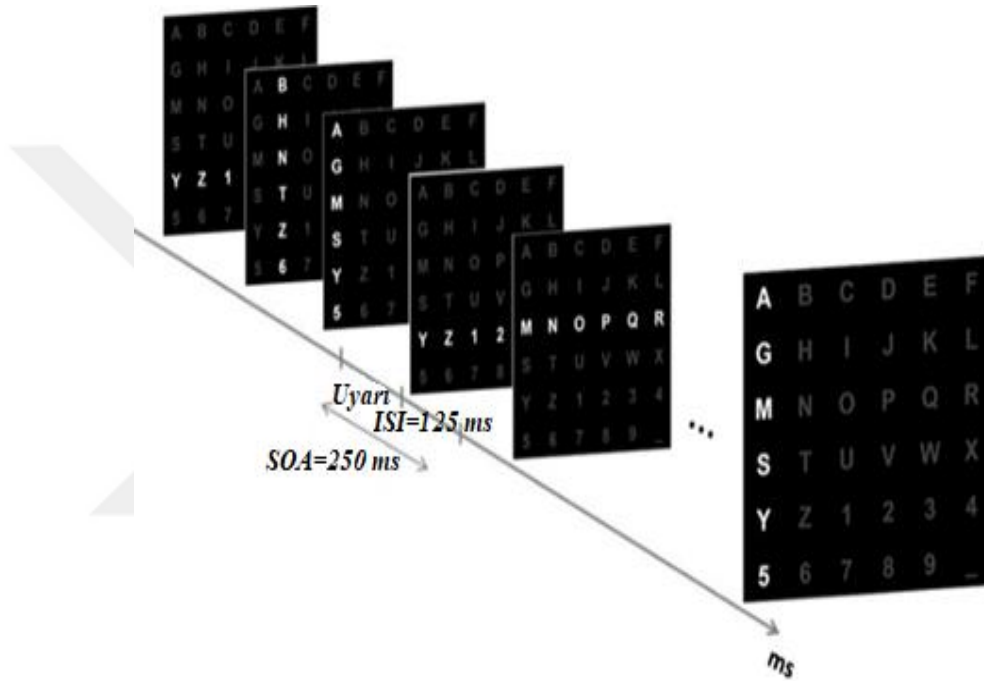


Şekil 2.1. 10-10 sistemi EEG elektrot dizilimi ve ölçüm alınan kanallar

2.3. Deney Prosedürü

Deneye katılan bireylere Farwell ve Donchin tarafından tasarlanan [58] 6×6 tipindeki matris içerisinde rakam, harf ve bir takım özel işaretlerin bulunduğu eğitim seti sunulmuştur. 17 inch LCD monitörde görsel olarak sunulan uyarıların bir satır veya sütunda gösterilme zamanı yani uyarıların yanma süresi ve her uyarıdan sonra dinlenme süresi yani bir uyarıcının bitimi ile kendisini izleyen uyarıcının başlangıcı arasındaki süre (Inter Stimulus Interval=ISI) 125 ms'dir. Bir uyarının başlangıcı ile diğer uyarının başlangıcı arasındaki zaman aralığı (Stimulus Onset Asynchrony =SOA) 250 ms'dir. Hedef uyarıların birbirine karışmaması için arka arkaya gelecek iki hedef uyarı arasındaki süre (Target to target interval=TTI) ise en az 500 ms olacak şekilde ayarlanmıştır. Örneğin, odaklanılması gereken karakter Y ise Y'yi içeren 5.satır veya 1.sütunun yanması durumunda hedef uyarıya ait sinyaller kaydedilmiştir. Hedef uyarılar 1 kez satır 1 kez de sütun da olmak üzere her bir hedef karakter için 2 kez gösterilmiştir. Bu aşama birçok kez tekrar edilerek EEG sinyalleri kayıt altına alınmıştır.

Yapılan tez çalışmasında hedef uyaranlar için toplam 500 adet uyaran, hedef dışı uyaranlar için ise bu sayı 2500 adet uyaran gönderilecek şekilde ayarlanarak EEG sinyalleri elde edilmiştir. Toplam uyaranlara bakıldığında zaman (Hedef-Hedef dışı) hedef uyaranların gönderilme olasılığı %16.67'dir. Deney aşamasında kullanılan örnek eğitim seti Şekil 2.2'de gösterilmiştir.



Şekil 2.2. Deneyde kullanılan örnek eğitim seti [54]

2.4. Varyasyonel Mod Ayrışım Yöntemi

VMA, ampirik mod ayrışmasına (EMD) kıyasla teorik olarak iyi kurulmuş, örnekleme ve gürültüye karşı daha sağlam olan adaptif sinyal ayrışması için son zamanlarda tanıtılan bir tekniktir. VMA yöntemi, EEG-EOG gibi doğrusal olmayan ve durağan olmayan sinyallere uygulanabilen yinelemeli bir tekniktir. VMA ile sinyal, iç mod fonksiyonları denilen alt modlara ayrıştırılır. Dragomiretskiy ve Zosso yaptıkları çalışmada [59] VMA yöntemini ayrıntılı bir şekilde açıklamışlardır. VMA yöntemini kısaca anlatmak gerekirse şu şekilde çalışmaktadır;

Denklem 2.1 ve 2.2'ye göre, zaman alanındaki belirli bir X sinyali VMA yöntemi ile K sayıda alt bileşenlerine veya modlara (u_k) ayrıştırılır. Frekans bileşenleri ile ilgili olarak, ilk u_k modları düşük frekanslı bileşenler içerirken, ikinci modlar daha yüksek frekanslı bileşenler içerir. Belirli bir sinyalin her düğümünün merkezi frekansa (w_k) yakın olduğu varsayılır ve ayrıca her bir düğümün kompakt frekansa sahip olduğu düşünülmektedir. Denklem 2.1 ve 2.2'de verilen ifadelerden, 't' zaman alanını, 'δ' Dirac dağılımını ve '*' konvolüsyon işlemini belirtmektedir [59, 60].

$$\min_{\{u_k\}, \{w_k\}} \left(\sum_{k=1}^K \left\| \left(\partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right) e^{-i\omega_k t} \right\|_2^2 \right) \quad (2.1)$$

$$\sum_{k=1}^K u_k(t) = X \quad (2.2)$$

2.5. Özniteliklerin Belirlenmesi

Yapılan tez çalışmasında özniteliklerin belirlenmesi işlemi, EEG ve OİP sinyallerinden belirgin özelliklerin çıkartılıp özniteliklerin oluşturulmasıdır. Yüksek sınıflandırma doğruluk oranı elde edilebilmek için oluşturulan bu öznitelikler arasından da belirleyici olanların seçilmesidir.

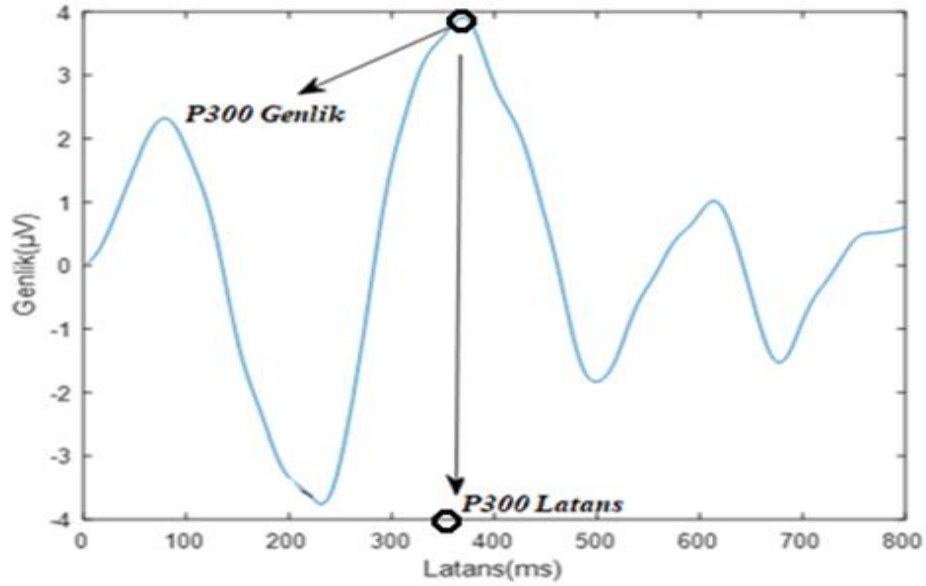
Gerçekleştirilen bu tez çalışmasında OİP sinyallerinden P300 bileşenine ait morfolojik özelliklerden P300 genlik ve gecikme süresi değeri ile VMA işlemi uygulanarak üç alt moda ayrıştırılan EEG sinyallerine ait Entropi ve KFB değerleri öznitelik olarak ele alınmıştır.

2.5.1. P300 Dalgası

P300 Genlik (μV): OİP'nin P300 dalga formunun belirlenen zaman penceresi içinde zirveye ulaştığı pozitif noktadaki değerdir.

P300 Latans (ms): Belirlenen zaman penceresi içerisinde uyaran başlangıcı ile P300 dalgasının maksimum genlik noktasına ulaştığı nokta arasındaki süredir.

Şekil 2.3'te P300 genlik ve latans noktaları gösterilmiştir.



Şekil 2.3. P300 genlik ve latans noktaları

2.5.2. Entropi

Entropi değeri, EEG sinyallerinin analizinde çok sık kullanılan sinyaldeki düzensizlik ve dağınıklığın ölçüsünü belirtmektedir. Entropi değerini hesaplamak için birçok hesaplama yöntemi vardır. Bu tez çalışmasında kullanılan ve Denklem 2.3'te verilen Shannon modeline göre; $P_i[n]$ i'nci sırada olan olasılık dağılım fonksiyonu değerini, K ise toplam veri sayısını ifade etmektedir [45].

$$\text{Entropi}(n) = -\sum_{i=0}^{K-1} (P_i^2[n] \log_2(P_i^2[n])) \quad (2.3)$$

2.5.3. Katz Fraktal Boyut (KFB)

Fraktal boyut, geometrik bir nesnenin tamsayı veya kesirli boyutuna karşılık gelmesidir. Katz [61] tarafından önerilen FB, denklem 2.4'te gösterildiği gibi eğrinin toplam uzunluğunun eğrinin ilk noktası ile en dış noktası arasındaki mesafesine logaritmik bölünmesi olarak tanımlanır. Denklem 2.4'te, d= eğrinin çapını, L=eğrinin toplam uzunluğunu veya ardışık noktalar arasındaki öklid mesafelerinin toplamını, a=eğrinin ortalama adımı, N ise eğrideki adımların sayısını ifade etmektedir. $a = L/N$ şeklinde tanımlanabilir [50].

$$FB = \frac{\log_{10} \left(\frac{L}{a} \right)}{\log_{10} \left(\frac{d}{a} \right)} = \frac{\log N}{\log \left(\frac{d}{L} \right) + \log N} \quad (2.4)$$

2.6. Sınıflandırma Yöntemleri

Sınıflandırma, makine öğrenmesine dayanan ve veri madenciliğinde çok sık kullanılan yöntemdir. Temel olarak, bir veri kümesindeki her öğeyi önceden tanımlanmış bir sınıf veya grup kümesinden birine sınıflandırmak için kullanılır. Sınıflandırma işlemi eğitim ve test olarak iki aşamada gerçekleştirilir. Öncelikli olarak eğitilecek veriler oluşturulur ve sınıflandırma algoritma yöntemine oluşturulan eğitim verilerinin dağılımı öğretilir. Daha sonra sınıfları belli olmayan veriler test edilerek en doğru olacak şekilde sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir.

Yapılan tez çalışmasında, sınıflandırma işlemleri Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA) Sürüm 3.8.3 yazılım programı ile yapılmıştır [62]. Kullanılan sınıflandırma yöntemleri hakkında birtakım bilgiler aşağıda verilmiştir.

2.6.1. Destek Vektör Makinesi (DVM)

DVM algoritması ilk olarak 1995 yılında Corinna Cortes ve Vapnik [63] tarafından önerilmiştir. DVM, düzlemde bulunan iki sınıf arasına sınır çizgisini çekilerek verilerin sınıflandırıldığı bir yöntemdir. DVM algoritması BBA uygulamalarında çok popüler bir sınıflandırıcıdır; çok boyutlu veriler için bir hiper düzlem veya bir dizi hiper düzlem bulmak için kullanılır. Bu hiper düzlem bir özellik alanına aittir ve özellik vektörlerini iki veya daha fazla sınıfa en iyi şekilde ayırabilir. En yakın eğitim verileri ve hiper düzlemler arasındaki mesafe hesaplanarak sınıf sınırları belirlenir. Oluşturulan düzlemlere göre sınıflar belirlenir ve yeni gelen verilere bulunduğu sınıf sınırına göre etiket verilir. DVM, görülmeyen örneklerin yanlış sınıflandırma riskini en aza indirdiği gösterilen benzersiz bir çözüme sahiptir. DVM hem doğrusal hem de doğrusal olmayan verilere uygulanabilir. Doğrusal olmayan DVM, veri alanında daha esnek bir karar sınırına yol açar ve bu da sınıflandırma doğruluğunu artırabilir [64].

2.6.2. Lineer (Doğrusal) Diskriminant Analizi (LDA)

Doğrusal (Lineer) diskriminant analizi ya da 1936 yılında Ronald A. Fisher tarafından bulunduğu için bazı kaynaklarda Fisher Lineer Diskriminant (FLDA) diye de geçen bu yöntem, gruplar arasındaki farkları en üst düzeye çıkarmasına ya da grup içindeki farkları en aza indirmesine izin veren diskriminant değişkenlerin (seçilen özelliklerin) doğrusal bir kombinasyonuna dayanır. Bu doğrusal kombinasyonlar sınıflandırma fonksiyonları olarak bilinir. DVM sınıflandırma yönteminde olduğu gibi hiper düzlemleri belirlemek LDA yönteminde temel ölçüttür. LDA yöntemi makine öğrenmesinde sınıflandırmanın yanı sıra Temel bileşen analizi yöntemine benzer olarak boyut azaltma tekniği olarak da kullanılabilir. LDA, yüksek hesaplama gereksinimleri olmadan kabul edilebilir bir doğruluk oranı sağladığı ve hızlı olduğu için BBA sistemleri için uygun bir yöntem olduğu önerilmiştir [64, 65].

2.6.3. Naïve Bayes (NB)

Bayes teoremi, belirli bir özellik değişkeni kümesi için hedef değişkenin her değerinin olasılığını modellemek için kullanılır. Modellemeyi basitleştirmek için genellikle sınıflandırma yöntemlerinden NB tercih edilir. NB sınıflandırma yöntemi, Thomas Bayes tarafından bulunan ve Bayes olasılık teoremine dayanan basit bir sınıflandırma yöntemidir. NB sınıflandırma yöntemi, sınıflandırma işleminde kullanılan özniteliklerin birbirinden bağımsız olması temeline dayanır. NB sınıflandırma yöntemi ile çalışmalarda kullanılan özniteliklerin Gauss ve benzeri özellik göstermesi sonucunda yüksek bir doğruluk oranı elde edilebilir. EEG gibi fizyolojik sinyaller Gauss benzeri özellik göstermesinden dolayı yapılan benzer çalışmalarda NB sınıflandırma yöntemi yaygın olarak kullanılmaktadır ve BBA sistemleri için uygun olduğu düşünülmektedir [47, 65].

2.7. Sınıflandırma Yöntemlerinin Başarı Değerlendirilmesinde Kullanılan Formülasyonlar

Sınıflandırma yöntemlerinin başarıları değerlendirilirken, sınıflandırmalar sonucunda ortaya çıkan karmaşıklık matrisi ile literatürde de sıklıkla kullanılan formülasyonlardan yararlanılmıştır [66]. Bu formülasyonlar doğruluk oranı, duyarlılık, kesinlik ve kappa istatistik değerleridir.

		Tahmin Edilen Sınıf	
Gerçek Sınıf	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Negatif (YN)	
	Yanlış Pozitif (YP)	Doğru Negatif (DN)	

Şekil 2.4. Karmaşıklık matrisi

Şekil 2.4'te verilen karmaşıklık matrisine göre;

- I. Doğru Pozitif (DP): Gerçekte hasta (ALS) sınıfını tanımlayan ve sınıflandırma sonucunda da hasta olarak tahmin edilen örnek sayısını ifade etmektedir.
- II. Yanlış Negatif (YN): Gerçekte hasta sınıfını tanımlayan ama sınıflandırma sonucunda sağlıklı birey olduğu tahmin edilen örnek sayısını ifade etmektedir. Kısa bir şekilde ifade etmek gerekirse, hasta bireyleri sağlıklı olarak göstermesidir.
- III. Yanlış Pozitif (YP): Gerçekte sağlıklı bireyleri tanımlayan ama sınıflandırma sonucunda sağlıklı bireyleri hasta bireyler olarak tahmin eden örnek sayısını ifade etmektedir. Kısa bir şekilde ifade etmek gerekirse, sağlıklı bireylerin hasta bireyler olarak gösterilmesidir.
- IV. Doğru Negatif (DN): Gerçekte sağlıklı bireyleri tanımlayan ve sınıflandırma sonucunda da sağlıklı birey olarak tahmin edilen örnek sayısını ifade etmektedir.

Sınıflandırma performanslarını değerlendirmek için karmaşıklık matrisinden yararlanılarak kullanılan formülasyonlar ise şu şekildedir;

- **Doğruluk Oranı (DO):** DO, doğru şekilde sınıflandırılan örnek oranını ifade etmektedir. Doğru şekilde sınıflandırılan örnek sayısının çalışmada kullanılan toplam örnek sayısına oranı sonucunda elde edilir.

$$\text{Doğruluk} = \frac{DP + DN}{DP + DN + YN + YP}$$

- **Duyarlılık:** Doğru şekilde sınıflandırılan pozitif örneklerin sayısını ifade etmektedir. Doğru sınıfına ait pozitif örneklerin gerçekte o sınıfa ait toplam örnek sayısına oranı sonucunda elde edilir.

$$\text{Duyarlılık} = \frac{DP}{DP + YN}$$

- **Kesinlik:** Karmaşıklık matrisine göre pozitif tahmin edilen örneklerin gerçekten kaçının pozitif olduğunu göstermektedir. Doğru şekilde tahmin edilen pozitif örneklerin tahmin edilen bütün doğru pozitif örneklere oranı sonucunda elde edilir.

$$\text{Kesinlik} = \frac{DP}{DP + YP}$$

- **Kappa İstatistik Değeri:** Sınıflandırıcının iyi performans gösterip göstermediğinin ölçüsü olarak gösterilebilir. Gözlenen değerler ile beklenen değerleri (rastgele şans) karşılaştıran sayısal bir ifadedir. Değerlendirme aşamasında genel olarak 0.00'dan 1.00'a doğru kappa istatistik değerinin artması sonuçların yorumlanmasında başarılı olarak görülmektedir [67].

2.8. İstatistik

İstatistik, belirli bir deneysel veri setindeki çalışmaları temsil edip özetleyen matematiksel analiz şeklidir. İstatistik işlemleri yapılırken verilerden toplanan sonuçlar çeşitli yollar ile incelenir ve sonuç elde edilir. Yapılan tez çalışmasında öncelikli olarak verilerin normal dağılım gösterip göstermediği incelenmiştir. Veri sayısı yeterli miktarda olduğu zamanlar verilerin normal dağılım gösterdiği öngörülmektedir. Veri sayısı 30'un altında ise 'Shapiro-Wilk' yöntemi, 30'un üzerinde ise 'Kolmogorov-Smirnov' yöntemi yapılan çalışmalarda sıklıkla kullanılmıştır ve önerilmiştir [68]. Veriler normal dağılım

gösterdiği zaman anlamlı farklılık gösterip göstermediği parametrik testler ile kontrol edilirken, veriler normal dağılım göstermediği zaman ise parametrik olmayan testler ile kontrol edilmektedir. Bu tez çalışmasında kullanılan veriler gibi bağımsız iki grubun karşılaştırılması yapılırken parametrik testlerden bağımsız iki örnek t-testi kullanılırken, parametrik olmayan testlerde ise ‘Mann-Whitney U’ testi kullanılmaktadır [69].

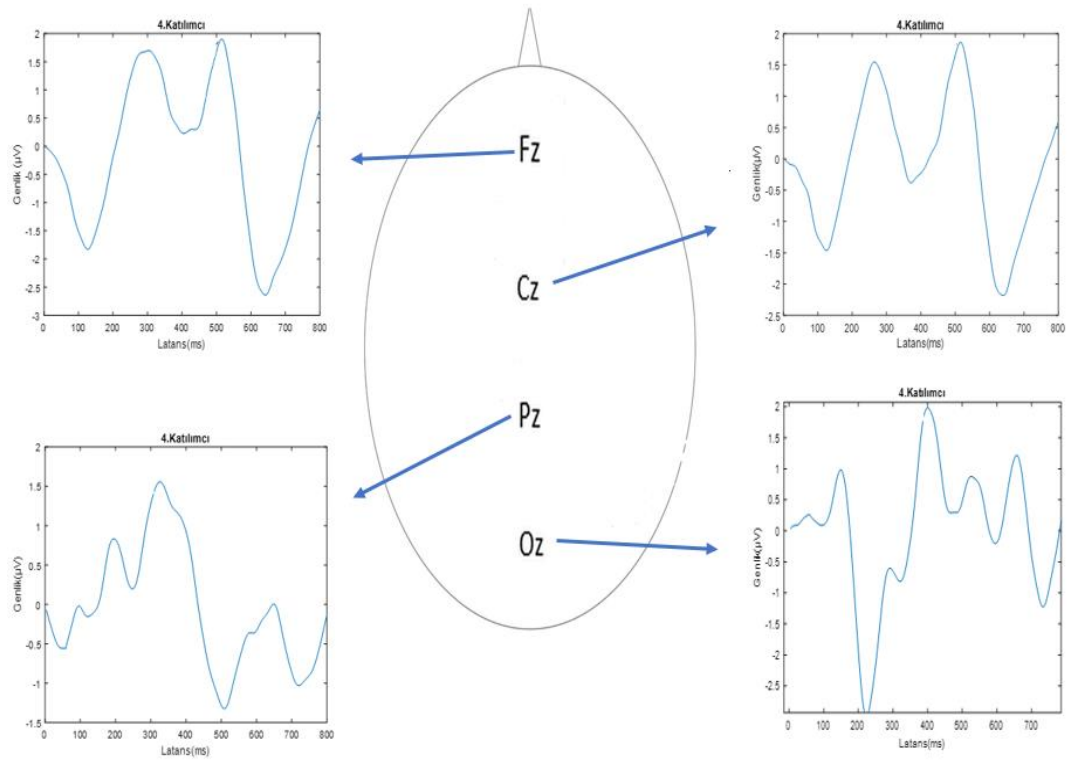
Yapılan tez çalışmasında kullanılan veri sayısı 30’un altında olduğu için normalliği ‘Shapiro-Wilk’ yöntemi ile kontrol edilmiştir ve verilerin normal dağılım göstermediği sonucuna varılmıştır. Veriler normal dağılım göstermediği ve iki bağımsız grubumuz olduğu için verilerin anlamlı farklılık gösterip göstermediği ‘Man Whitney U’ testi ile kontrol edilmiştir.

3. BÖLÜM

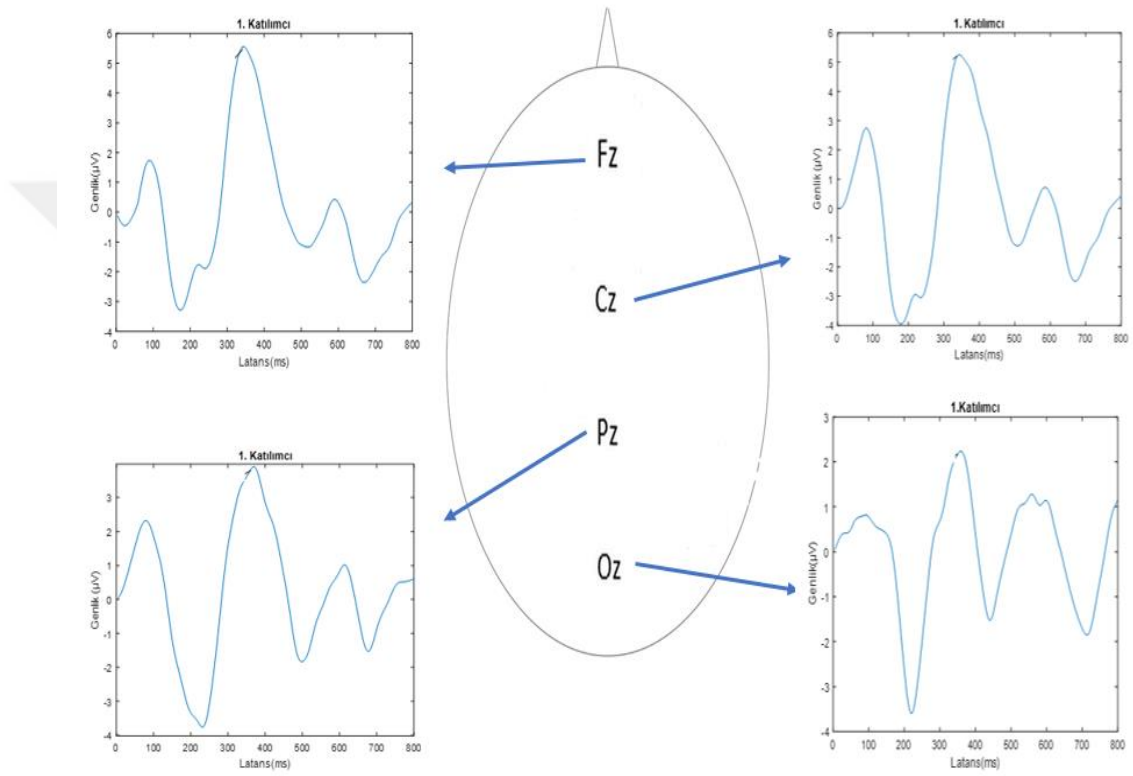
BULGULAR

3.1. EEG Verilerinden OİP Sinyallerinin Oluşturulması ve OİP Sinyallerinden Elde Edilen Sonuçlar

Yapılan bu tez çalışmasında 8 ALS hastası ve 10 Sağlıklı bireyden ölçüm alınan EEG sinyalleri herkese açık erişimde paylaşılan [42]'de yayınlanan veri setinden elde edilmiştir. Çalışmada kullanılan EEG sinyalleri 0.1-20 Hz bant geçiren filtreden geçirilmiştir. Yapılan tez çalışmasının birinci aşamasında deneklere görsel olarak sunulan hedef uyaranlara ait EEG sinyalleri, boş dinlenim anları ve hedef dışı uyaranlara ait EEG sinyalleri atılarak elde edilmiştir. Elde edilen hedef uyaranlara ait EEG sinyallerin ortalaması alınarak OİP sinyalleri oluşturulmuştur. OİP sinyalinin bileşenlerini daha net elde edebilmek ve gürültüleri engellemek için OİP sinyallerine hareketli ortalama filtre uygulanmıştır [70]. Oluşturulan OİP sinyalleri 800ms'lik pencerelere ayrılarak yapılan çalışmalarda [29, 30, 44] daha çok incelenen ve orta hat elektrotları olarak da bilinen “Fz, Cz, Pz, Oz” kanallarında incelenmiştir. Kanallarda belirtilen “z” eki beyin lobunun orta noktasını temsil etmektedir. Bu sayede bu kanallardan ölçüm alınırken beyin lobunun iki tarafından da bilgiler alınabilmektedir. ALS hastalarına ve sağlıklı bireylere ait örnek OİP sinyalleri Şekil 3.1-3.2’de gösterilmiştir.



Şekil 3.1. ALS hastasına ait örnek OİP sinyalleri



Şekil 3.2. Sağlıklı bireye ait örnek OİP sinyalleri

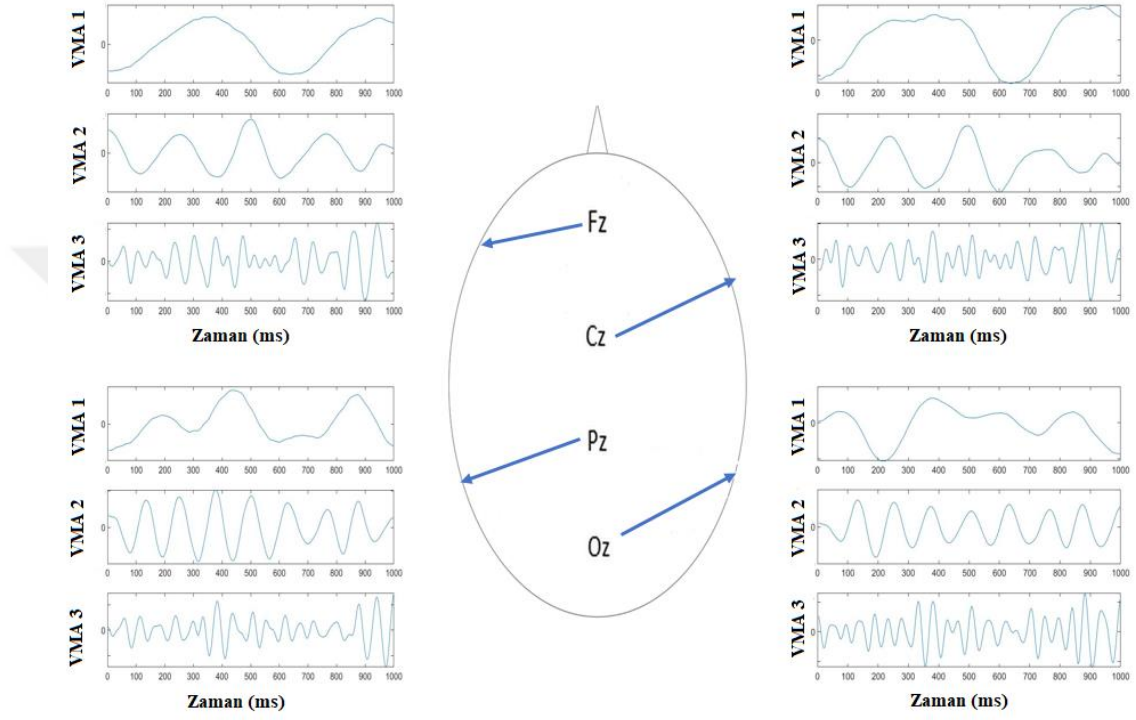
Oluşturulan OİP sinyallerinden çalışmalarda yaygın olarak incelenen [15, 29, 35, 37, 41, 44, 49] P300 bileşenine ait morfolojik özelliklerden olan P300 genlik ve P300 gecikme değerleri elde edilmiştir. Örnek ALS hastası ve sağlıklı bireye ait P300 genlik ve P300 gecikme değerleri Tablo 3.1’de gösterilmiştir.

Tablo 3.1. Örnek P300 genlik (μV) ve gecikme (ms) değerleri

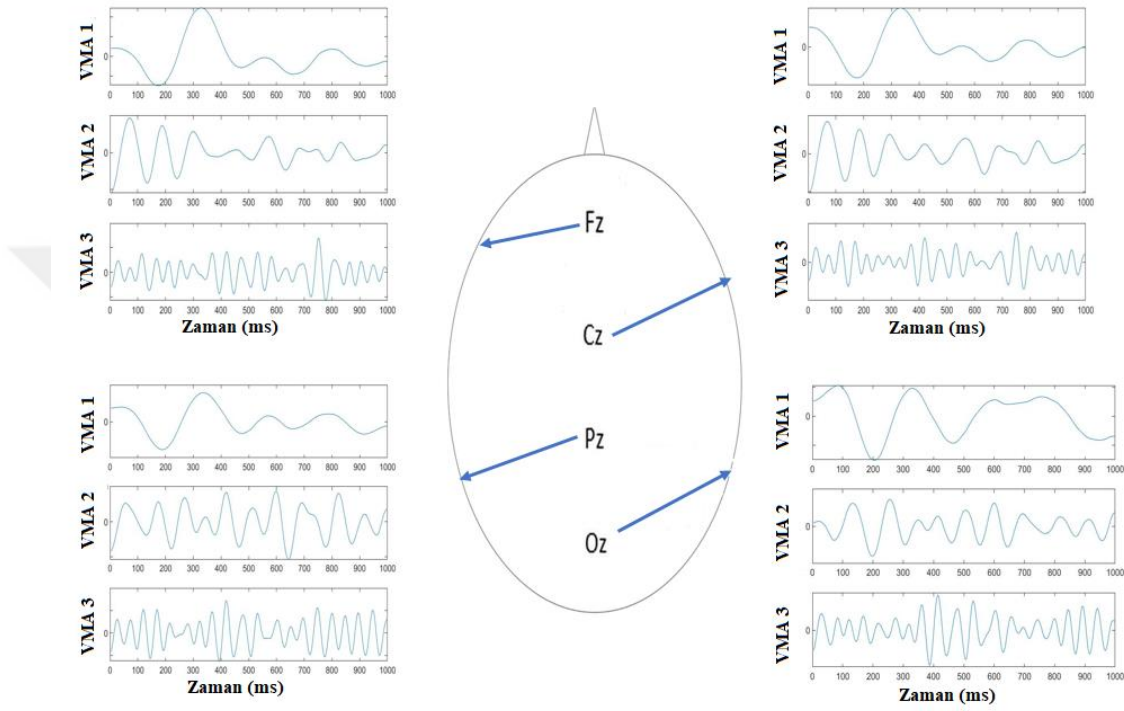
Örnek Katılımcı	Öznitelik	Fz	Cz	Pz	Oz
ALS Hastası	P300 Genlik	2,85	2,94	2,9	2,04
	P300 Gecikme	418	421	429	383
Sağlıklı Birey	P300 Genlik	5,56	5,23	3,9	3,05
	P300 Gecikme	343	340	371	375

3.2. EEG Sinyallerine VMA Uygulanması ve Elde Edilen Sonuçlar

Yapılan tez çalışmasının ikinci aşamasında sinyaldeki dinlenim anları ve hedef dışı uyaranlara ait verilerin atılmasıyla elde edilen ve sadece hedef uyaranlara ait olan EEG sinyalleri kullanılmıştır. Elde edilen EEG sinyallerine ortalama alma işlemi uygulanarak OİP sinyallerinin elde edilmesinden bölüm 3.1’de bahsedilmiştir. Bu bölümde ise elde edilen EEG sinyallerine VMA yöntemi uygulanarak sinyaller üç alt moda ayrıştırılmıştır. ‘Fz, Cz, Pz, Oz’ kanallarından elde edilen ve üç alt moda ayrıştırılan hedef uyarana ait örnek EEG sinyalleri ALS hastası ve Sağlıklı birey için Şekil 4.3-4.4’te gösterilmiştir.



Şekil 3.3. ALS hastası 4. katılımcıya ait EEG sinyalinin VMA alt modları



Şekil 3.4. Sağlıklı birey 1. katılımcıya ait EEG sinyalinin VMA alt modları

VMA yöntemi ile üç alt moda ayrıştırılan EEG sinyallerinden yapılan benzer çalışmalarda da [44, 45, 47] sıklıkla başvuru ve farklılık gösteren özniteliklerden Entropi ve KFB değerleri hesaplanmıştır. ALS hastası ve sağlıklı bireye ait örnek VMA Entropi değerleri Tablo 3.2 'de, örnek KFB değerleri ise Tablo 3.3'te gösterilmiştir.

Tablo 3.2. VMA Entropi deęerleri

Örnek Katılımcı	Öznitelik	Fz	Cz	Pz	Oz
ALS Hastası	VMA1 Entropi	-250,147,556.9	-94,094,249.4	-257,254,997.5	-50,899,994.4
	VMA2 Entropi	-164,145,553.0	-39,802,594.6	-36,024,431.36	-21,443,746.1
	VMA3 Entropi	-6,336,019.16	-4,426,869.52	-6,405,862.69	-5,742,075.7
Saęlıklı Birey	VMA1 Entropi	-56,054,971.48	-82,962,650.5	-60,102,143.99	-29,002,266.1
	VMA2 Entropi	-10,733,955.09	-8,287,439.1	-1,473,585.87	-5,038,266.52
	VMA3 Entropi	-298,412.40	-637,554,78	-679,020.97	-955,693.62

Tablo 3.3. VMA KFB değerleri

Örnek Katılımcı	Öznitelik	Fz	Cz	Pz	Oz
ALS Hastası	VMA1 KFB	1,021496688	1,3690291299	1,2163687967	1,2973132520
	VMA2 KFB	1,358974816	1,5527645513	1,7019725854	1,8742711158
	VMA3 KFB	1,635628010	1,8173368630	1,7966561152	1,8244295847
Sağlıklı Birey	VMA1 KFB	1,306791614	1,2435398945	1,2495931359	1,2948618658
	VMA2 KFB	1,466020081	1,4499319211	1,4939200894	1,6382055851
	VMA3 KFB	1,702753622	1,7960745566	1,5874758870	1,8188573881

3.3. Özellik (Öznitelik) Seçimi İçin Yapılan İstatistik Analizler ve Sonuçları

Yapılan tez çalışmasının üçüncü aşamasında başlık 3.1 ve 3.2’de ifade edilen işlemler sonucunda elde edilen öznitelik değerleri istatistiksel olarak incelenmiştir. İstatistiksel olarak anlamlı farklılık oluşturulan özniteliklerin kullanılması sınıflandırma başarısını doğrudan etkileyeceği düşünülmüştür. Bu sebepten elde edilen özniteliklerin normal dağılımı tez çalışmasından kullanılan veri sayısı 30’un altında olduğu için Shapiro-Wilk yöntemi ile analiz edilmiştir ve normal dağılım göstermediği sonucuna varılmıştır. Normal dağılıma uygun olmayan özniteliklerin anlamlılığı Mann-Whitney U testi ile incelenmiştir. Anlamlı fark gösteren öznitelikler ($p < 0.05^*$) ve anlamlı fark göstermeyen özniteliklere ait z ve p değerleri Tablo 3.4’te gösterilmiştir.

Tablo 3.4. Öznitelik değerlerinin istatistiksel test sonuçları

Kanal	Öznitelik	Z	Asymp.Sig. (2-tailed) p<0.05*
Fz	ALS-Sağ-P300 Genlik	-1,245	0,213
	ALS-Sağ-P300 Gecikme	-2,000	0,045*
	ALS-Sağ-VMA1 Entropi	-3,199	0,001*
	ALS-Sağ-VMA2 Entropi	-3,110	0,002*
	ALS-Sağ-VMA3 Entropi	-2,843	0,004*
	ALS-Sağ-VMA1 KFB	-1,866	0,062
	ALS-Sağ-VMA2 KFB	-0,178	0,859
	ALS-Sağ-VMA3 KFB	-0,444	0,657
Cz	ALS-Sağ-P300 Genlik	-2,666	0,008*
	ALS-Sağ-P300 Gecikme	-1,960	0,049*
	ALS-Sağ-VMA1 Entropi	-3,110	0,002*
	ALS-Sağ-VMA2 Entropi	-3,288	0,001*
	ALS-Sağ-VMA3 Entropi	-3,465	0,001*
	ALS-Sağ-VMA1 KFB	-0,622	0,534
	ALS-Sağ-VMA2 KFB	-1,510	0,131
	ALS-Sağ-VMA3 KFB	-2,044	0,041*

Pz	ALS-Sağ-P300 Genlik	-1,777	0,076
	ALS-Sağ-P300 Gecikme	-2,399	0,016*
	ALS-Sağ-VMA1 Entropi	-2,310	0,021*
	ALS-Sağ-VMA2 Entropi	-3,376	0,001*
	ALS-Sağ-VMA3 Entropi	-3,554	0,000*
	ALS-Sağ-VMA1 KFB	-0,089	0,929
	ALS-Sağ-VMA2 KFB	-1,066	0,286
	ALS-Sağ-VMA3 KFB	-2,399	0,016*
Oz	ALS-Sağ-P300 Genlik	-0,089	0,929
	ALS-Sağ-P300 Gecikme	-2,178	0,029*
	ALS-Sağ-VMA1 Entropi	-3,199	0,001*
	ALS-Sağ-VMA2 Entropi	-3,554	0,000*
	ALS-Sağ-VMA3 Entropi	-3,554	0,000*
	ALS-Sağ-VMA1 KFB	-1,777	0,076
	ALS-Sağ-VMA2 KFB	-2,044	0,041*
	ALS-Sağ-VMA3 KFB	-2,221	0,026*

Tablo 3.4’te verilen istatistik test sonuçlarına göre ALS hastası ve sağlıklı bireyler arasında incelenen kanallardan VMA alt modlarında Entropi değerleri ve P300 gecikme değerleri anlamlı farklılık göstermiştir. Cz, Pz, Oz kanallarında VMA alt modlarından VMA3 KFB değerleri anlamlı farklılık gösterirken Fz kanalında KFB değerleri anlamlı farklılık göstermemiştir. P300 genlik değeri Cz kanalında anlamlılık farklılık gösterirken incelenen diğer kanallarda anlamlı farklılık göstermemiştir. Bu sonuçlara göre ALS Hastaları ve sağlıklı bireyler arasında ayırt edici özellik olarak dikkat çeken entropi ve P300 gecikme değerleri sınıflandırma çalışmalarında önemli bir yere sahip olmuştur.

3.4. OİP-EEG Sinyallerinin Sınıflandırma Sonuçları ve Değerlendirilmesi

Yapılan tez çalışmasının son aşamasında OİP sinyalleri ve hedef uyarana ait EEG sinyallerinden elde edilen öznitelikler DVM, LDA ve NB sınıflandırma yöntemleri ile analiz edilmiştir. Yapılan çalışmada OİP sinyallerinden elde edilen morfolojik özelliklere ek olarak hedef uyarana ait EEG sinyallerine sinyal işleme yöntemlerinin uygulanması sonucu elde edilen özniteliklerin sınıflandırma başarılarına etkisi gözlemlenmek istenmiştir. Bu sebeple çalışmada incelenen Oz, Cz, Fz ve Pz kanallarına ait anlamlı fark gösteren morfolojik özellikler (MF), MF + VMA Entropi öznitelikleri (VMA-E), MF + VMA Katz Fraktal Boyut öznitelikleri (VMA-KFB) ve MF + VMA-E + VMA-KFB öznitelik değerleri ele alınmıştır. Dört farklı biçimde ele alınan öznitelikler her bir kanalın işlevini görebilmek için ayrı ayrı incelenmiş ve belirlenen sınıflandırma algoritma yöntemleri ile sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma işleminde, Tablo 3.4’te her bir kanal için ifade edilen ve anlamlı fark gösteren öznitelikler kullanılmıştır. Yapılan tez çalışmasında ele alınan Oz, Cz, Fz ve Pz kanallarına ait sınıflandırma başarıları ve DO, duyarlılık, kesinlik ve kappa istatistik değerleri sırasıyla Tablo 3.5 - 3.8’de gösterilmiştir.

Tablo 3.5. Oz kanalına ait sınıflandırma sonuçları

Kanal	Özellik	Sınıflandırıcı	DO (%)	Duyarlılık (%)	Kesinlik (%)	Kappa
Oz	Morfolojik	DVM	55,56	12,5	50	0,27
	MF+VMA-E		77,78	50	100	0,53
	MF+VMA-KFB		77,78	62,5	83,3	0,54
	MF + VMA-KFB+ VMA-E		83,33	62,5	100	0,65
Oz	Morfolojik	LDA	66,67	50	66,6	0,31
	MF+VMA-E		77,78	62,5	83,3	0,53
	MF+VMA-KFB		72,22	62,5	71,4	0,43
	MF + VMA-KFB+ VMA-E		83,33	75	85,71	0,65
Oz	Morfolojik	NB	66,67	50	66,6	0,31
	MF+VMA-E		88,89	87,5	87,5	0,78
	MF+VMA-KFB		66,67	62,5	62,5	0,33
	MF + VMA-KFB+ VMA-E		88,89	100	80	0,78

Oz kanalına ait anlamlı fark gösteren öz nitelikler dört farklı biçimde çalışmada belirlenen sınıflandırma algoritmaları ile incelenmiştir ve sınıflandırma sonuçları DO, duyarlılık, kesinlik ve kappa istatistik değerleri olarak Tablo 3.5'te gösterilmiştir. Bu tabloya göre öz nitelik olarak sadece morfolojik özellikler ele alındığı zaman DO, duyarlılık, kesinlik

ve kappa istatistik değerlerine göre en başarılı oranlar LDA ve NB sınıflandırıcılarında elde edilmiştir. MF'ye ek olarak VMA-E öznitelikleri dâhil edilerek yapılan sınıflandırma sonucunda en başarılı sınıflandırıcı NB olmuştur. Morfolojik özellikler VMA-KFB öznitelikleri ile değerlendirildiği zaman ise en başarılı sınıflandırma DVM ile sağlanmıştır. İncelenen bütün öznitelikler bir arada değerlendirildiği zaman ise en başarılı oranlar NB sınıflandırıcısı ile elde edilmiştir.

Tablo 3.6. Cz kanalına ait sınıflandırma sonuçları

Kanal	Özellik	Sınıflandırıcı	DO (%)	Duyarlılık (%)	Kesinlik (%)	Kappa
Cz	Morfolojik	DVM	50	12,5	33,33	0,10
	MF+VMA-E		83,33	62,5	100	0,65
	MF+VMA-KFB		55,56	37,5	50	0,10
	MF + VMA-KFB+ VMA-E		88,89	75	100	0,77
Cz	Morfolojik	LDA	72,22	62,5	71,4	0,43
	MF+VMA-E		83,33	62,5	100	0,65
	MF+VMA-KFB		72,22	62,5	71,4	0,43
	MF + VMA-KFB+ VMA-E		88,89	87,5	87,5	0,78
Cz	Morfolojik	NB	66,67	62,5	62,5	0,33
	MF+VMA-E		94,44	87,5	100	0,57
	MF+VMA-KFB		77,78	75	75	0,28
	MF + VMA-KFB+ VMA-E		94,44	87,5	100	0,88

Cz kanalına ait anlamlı fark gösteren öznitelikler belirlenen kombinasyonlar halinde çalışmada kullanılan sınıflandırma algoritmaları ile incelenmiştir ve sınıflandırma

sonuçları DO, duyarlılık, kesinlik ve kappa istatistik değerleri olarak hesaplanarak Tablo 3.6’da gösterilmiştir. Tablo 3.6’ya göre morfolojik özelliklerin ele alındığı sınıflandırma çalışmasında en başarılı sınıflandırıcının LDA olduğu görülmüştür. MF’ye ek olarak VMA-E ve VMA-KFB özniteliklerinin ele alınarak yapılan sınıflandırma sonucunda en başarılı oranlar NB ile elde edilmiştir. Çalışmada anlamlı fark gösteren bütün özniteliklerin (MF + VMA-E + VMA-KFB) bir arada kullanıldığı sınıflandırma çalışmasında da en başarılı oranlar NB sınıflandırıcısı ile elde edilmiştir.

Tablo 3.7. Fz kanalına ait sınıflandırma sonuçları

Kanal	Özellik	Sınıflandırıcı	DO (%)	Duyarlılık (%)	Kesinlik (%)	Kappa
Fz	Morfolojik	DVM	50	0	0	0,10
	MF+VMA-E		88,89	87,5	87,5	0,88
Fz	Morfolojik	LDA	61,11	50	57,1	0,20
	MF+VMA-E		88,89	87,5	87,5	0,78
Fz	Morfolojik	NB	50	25	40	0,10
	MF+VMA-E		88,89	87,5	87,5	0,78

Tablo 3.7’de gösterilen Fz kanalına ait sınıflandırma sonuçlarına göre, sadece morfolojik özelliklerin ele alındığı sınıflandırma çalışmasında en başarılı oranlar LDA sınıflandırıcı ile elde edilmiştir. MF ile beraber VMA-E değerleri ele alındığı zaman yapılan sınıflandırma sonucunda DO, duyarlılık ve kesinlik değerlerine göre DVM, LDA, NB sınıflandırıcıları ile benzer başarı oranları elde edilmiştir, tek fark olarak kappa istatistik değeri DVM’de daha başarılı sonuç göstermiştir. Fz kanalına ait VMA-KFB özniteliği anlamlı farklılık göstermediği için bu kanal için sadece morfolojik özellikler ve VMA-E değerleri ile yapılan sınıflandırma sonuçları değerlendirilmiştir. Fz kanalı literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde göz girişimlerinden kaynaklı gürültülü olduğu belirtilerek genelde değerlendirme dışında tutulmuştur [73].

Tablo 3.8. Pz kanalına ait sınıflandırma sonuçları

Kanal	Özellik	Sınıflandırıcı	DO (%)	Duyarlılık (%)	Kesinlik (%)	Kappa
Pz	Morfolojik	DVM	61,11	12,5	100	0,13
	MF+VMA-E		83,33	62,5	100	0,65
	MF+VMA-KFB		72,22	37,5	100	0,40
	MF + VMA-KFB+ VMA-E		94,44	87,5	100	0,88
Pz	Morfolojik	LDA	72,22	62,5	71,4	0,43
	MF+VMA-E		88,89	75	100	0,76
	MF+VMA-KFB		88,89	87,5	87,5	0,78
	MF + VMA-KFB+ VMA-E		94,44	87,5	100	0,88
Pz	Morfolojik	NB	72,22	62,5	71,4	0,43
	MF+VMA-E		94,44	100	88,8	0,88
	MF+VMA-KFB		88,89	87,5	87,5	0,78
	MF + VMA-KFB+ VMA-E		94,44	100	88,8	0,88

Pz kanalına ait anlamlı fark gösteren öznitelikler çalışmada belirlenen dört farklı biçimde DVM, LDA ve NB sınıflandırma algoritmaları ile incelenmiştir ve sınıflandırma sonuçları DO, duyarlılık, kesinlik ve kappa istatistik değerleri bakımından Tablo 3.6’da gösterilmiştir. Tablo 3.6’ya göre Pz kanalına ait MF ele alınarak yapılan sınıflandırma sonucunda LDA ve NB sınıflandırıcılarının ile en başarılı oranları verdiği görülmüştür. Çalışmaya VMA-E değerleri dâhil edildiği zaman ise en başarılı oranlar NB sınıflandırıcısı ile elde edilmiştir. MF ve VMA-KFB öznitelik değerlerinin birlikte ele alındığı sınıflandırma sonucunda en başarılı oranlara LDA ve NB sınıflandırıcıları ile ulaşılmıştır. Çalışmada anlamlı fark gösteren bütün özniteliklerin bir arada kullanılması ile yapılan sınıflandırma sonucunda ise DVM, LDA ve NB sınıflandırıcıları benzer başarı göstermiştir.

4. BÖLÜM

TARTIŞMA-SONUÇ ve ÖNERİLER

Tez çalışmasında, bnci-horizon-2020.eu web sitesinde yayınlanan [42], Francesca Schettini tarafından açık erişime sunulan ALS hastalarına ve sağlıklı bireylere ait EEG sinyalleri incelenmiştir. Tez çalışmasında kullanılan EEG sinyalleri katılımcılara belirli zamanlarda görsel uyaran gönderilmesi sonucunda elde edilmiştir. Yapılan çalışmada hedef ve hedef dışı uyaranlara ait EEG sinyalleri ayırt edilmiştir ve hedef uyaranlara ait EEG sinyallerinin ortalamasının alınması sonucunda oluşan OİP sinyalleri elde edilmiştir. OİP sinyalleri ile birlikte hedef uyaranlara ait EEG sinyalleri yapılan çalışmalarda daha çok incelenen “Fz, Cz, Pz ve Oz” kanallarında analiz edilmiştir. Daha önceden de belirtildiği üzere “z” eki beyin lobunda tam orta noktayı temsil etmektedir ve bu sayede beyin iki lobundan da bilgiler alınabilmektedir. Özellikle BBA çalışmalarında da incelenen OİP sinyallerinden elde edilen öznitelikler ve hedef uyaranlara ait EEG sinyallerine uygulanan sinyal işleme yöntemleri sonucunda elde edilen öznitelikler yapılan tez çalışmasının sınıflandırma aşamasında önemli bir yere sahip olmuştur.

Tez çalışmasında genel bilgiler aşamasında; Beynin anatomik yapısı ve işleyişi, Merkezi sinir sistemi ve sinir hücresi (Nöronlar), Beyin görüntüleme yöntemleri, EEG nedir?, EEG’nin özellikleri, temel çalışma prensibi ve işleyişi hakkında genel bilgiler, BBA nedir?, BBA’nın temel çalışma prensibi ve özellikleri hakkında genel bilgiler, OİP sinyalleri ve bileşenlerinden, ALS hastalığından, dikkat konusundan bahsedilmiştir, ALS hastalığı ve dikkat üzerine EEG-OİP sinyalleri kullanılarak yapılmış olan literatür çalışmalarından bir takım örneklere ait bilgilere yer verilmiştir.

Yapılan tez çalışmasının materyal ve yöntem bölümünde; çalışmada kullanılan veri tabanından, EEG sinyallerinin kayıt anı ve kullanılan deney aşamasından, OİP sinyallerinin elde ediliş yönteminden, hedef uyaranlara ait EEG sinyalleri ve OİP sinyallerine uygulanan sinyal işleme yöntemleri hakkında bilgiler verilmiştir. Bu bilgilere

ek olarak EEG-OİP sinyallerinden özniteliklerin elde edilişi, elde edilen öznitelikler hakkında genel bilgilerden ve çalışmada kullanılan sınıflandırma algoritma yöntemlerinden bahsedilmiştir.

Bulgular aşamasında ise, uygulanan yöntemler sonucunda elde edilen öznitelik değerleri, bu değerlere yapılan istatistik ve sınıflandırma sonuçları detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Çalışmada kullanılan EEG sinyalleri 0.1-20 Hz BGF'den geçirilmiştir. Literatürde yapılan birçok çalışmada, OİP bileşenlerinden özellikle P300 bileşenin EEG alt bantlarından olan alfa, teta ve delta bandını da kapsayan 0.1-20 Hz aralığında belirgin olarak olduğu belirtilmiştir [71-73]. Hedef uyaranlar için toplam 500 adet uyaran, hedef dışı uyaranlar için ise bu sayı 2500 adet uyaran gönderilecek şekilde ayarlanarak EEG sinyalleri elde edilmiştir. Hedef uyarana ait EEG sinyallerinin ortalamasının alınması sonucunda elde edilen ALS hastalarına ait OİP sinyalleri Şekil 3.1'de, sağlıklı bireylere ait OİP sinyalleri ise Şekil 3.2'de verilmiştir. OİP sinyallerine, bileşenlerini daha net elde edebilmek, ani dalgalanmaların önüne geçebilmek ve gürültüleri engellemek için hareketli ortalama filtre uygulanmıştır. Şekil 3.1-3.2 incelendiği zaman sağlıklı bireylere ait P300 bileşeninin genlik değerinin ALS hastalarına göre yüksek olduğu ve P300 gecikme sürelerinin daha kısa olduğu görülmüştür. Tablo 3.1'de örnek ALS hastası ve sağlıklı bireye ait P300 genlik-gecikme değerleri verilmiştir. Tablo 3.1 incelendiği zaman ALS hastaları ile sağlıklı bireyler arasında P300 genlik ve P300 gecikme değerleri açısından farklılık olduğu görülmektedir. Aynı zamanda N200 bileşenine ait değerlerde de farklılıklar görülmüştür ve yapılan çalışmada kullanılan OİP sinyalinden elde edilen P300-N200'e ait genlik-gecikme değerleri istatistiksel açıdan incelenerek sonuçlar bildiri olarak sunulmuştur [78].

VMA yöntemi uygulanarak alt modlarına ayrıştırılan örnek katılımcılardan alınan hedef uyarana ait EEG sinyalleri sırasıyla ALS hastaları ve sağlıklı bireyler için Şekil 4.3 ve Şekil 4.4'te gösterilmiştir. Alt modlarına ayrıştırılan EEG sinyallerinden elde edilen örnek ALS hastası ve sağlıklı bireye ait entropi değerleri Tablo 3.2'de gösterilmiştir. Tablo 3.2 incelendiği zaman entropi değerlerinin ciddi farklılık gösterdiği görülmektedir.

Tablo 3.3'te VMA yöntemi ile üç alt moda ayrıştırılan EEG sinyallerine KFB uygulanması sonucunda elde edilen örnek katılımcılara ait değerler verilmiştir. Tablo 3.3

incelendiği zaman VMA2 ve VMA3 KFB değerleri açısından farklılıklar olduğu görülmüştür.

Yapılan tez çalışmasında elde edilen özniteliklere ait Tablo 3.4'teki istatistik test sonuçları değerlendirildiğinde OİP sinyallerine ait P300 gecikme değerleri incelenen bütün kanallarda anlamlı farklılık göstermiştir. P300 genlik değerinin ise Cz kanalında anlamlı fark gösterdiği görülmektedir. Hedef uyarana ait EEG sinyallerine VMA yöntemi uygulanması sonucunda üç alt moda ayrıştırılan sinyallerden elde edilen entropi ve KFB değerleri istatistik olarak değerlendirildiğinde ise; VMA1-2-3 modları için entropi değerleri bütün kanallarda anlamlı farklılık göstermiştir. KFB değerleri açısından değerlendirildiğinde ise Fz kanalında hiçbir anlamlı farklılık elde edilememiştir. Oz kanalı açısından VMA2 ve VMA3 KFB değerleri anlamlı farklılık göstermiştir. Cz ve Pz kanallarında ise VMA3 KFB değerinin anlamlı farklılık gösterdiği görülmüştür.

Oz, Cz, Fz, Pz kanallarına ait olan ve MF, MF+VMA-E, MF+VMA-KFB ve MF+VMA-E+VMA-KFB açısından değerlendirilen sınıflandırma sonuçları Tablo 3.5 - 3.8'de verilmiştir.

Oz kanalı için Tablo 3.5 incelendiği zaman, MF açısından en yüksek başarı oranının %66,67 ile LDA ve NB sınıflandırma algoritmasının verdiği görülmüştür. MF+VMA-E açısından NB sınıflandırıcısının %88,89 başarı oranı sağladığı ve MF özelliklerin kullanılması ile elde edilen sınıflandırma oranını ciddi oranda artırdığı gözlemlenmiştir. MF+VMA-KFB şeklinde yapılan sınıflandırma sonucunda en yüksek başarı oranını DVM sınıflandırma algoritması ile %77,78 olarak bulunuştur ve başarı oranları incelendiği zaman entropi özelliğinin KFB'ye göre başarı oranını daha çok artırdığı gözlemlenmiştir. Bütün elde edilen özelliklerin değerlendirilmesi ile yapılan sınıflandırma sonucunda en yüksek başarı oranını %88,89 ile NB sınıflandırıcısının verdiği görülmüştür. MF+VMA-E ile MF+VMA-E+VMA-KFB değerlendirilmesi ile yapılan sınıflandırma sonuçlarının NB sınıflandırıcı açısından aynı olduğu ve bu açıdan bakıldığı zaman da Entropi değerlerinin çalışmada önemli bir yere sahip olduğu gözlemlenmiştir.

Cz kanalına ait Tablo 3.6'da verilen sınıflandırma sonuçları incelendiğinde; MF açısından %72,22 ile en yüksek başarı oranına LDA sınıflandırıcı ile ulaşılmıştır. MF+VMA-E,

MF+VMA-KFB ve bütün özniteliklerin bir arada değerlendirilmesi sonucunda yapılan sınıflandırma sonucunda en yüksek başarı oranlarını NB sınıflandırma algoritması sağlamıştır.

Fz kanalında VMA-KFB'nin istatistik olarak farklılık göstermediği Tablo 3.4'te belirtilmiştir. Bu sebepten Tablo 3.7'de Fz kanalına ait sınıflandırma sonuçları incelendiği zaman, MF ve MF+VMA-E özellikleri değerlendirilerek sınıflandırma yapılmıştır. Sadece MF'nin ele alındığı sınıflandırma çalışmasında en başarılı oran LDA sınıflandırıcı ile elde edilmiştir. MF+VMA-E birlikte değerlendirildiğinde ise DVM, LDA, NB %88,89 ile benzer başarı oranı göstermiştir.

Son olarak ele alınan Pz kanalına ait sınıflandırma sonuçlarına ait oranlar Tablo 3.8'de belirtilmiştir. MF tek başına ele alındığı zaman en başarılı oranı %72,22 ile LDA ve NB sınıflandırıcıları vermiştir. MF+VMA-KFB değerlendirilerek yapılan sınıflandırma sonucunda %88,89 başarı oranı ile LDA ve NB sınıflandırıcıları en yüksek oranı vermiştir. MF+VMA-E özellikleri incelendiğinde ise en başarılı oranı NB vermiştir. Bütün özellikler bir arada değerlendirildiğinde yapılan sınıflandırma sonucunda ise DVM, LDA ve NB sınıflandırıcıları %94,44 başarı oranı göstermişlerdir.

Tablo 4.1'de OİP ve OİP+EEG sinyalleri kullanılarak literatürde hastalık tespiti, dikkat analizi üzerine yapılan benzer çalışmalara ait sonuçlar verilmiştir.

Tablo 4.1. Literatürdeki benzer çalışmalara ait sonuçlar

Referans	Kullanılan Veri Setinin Özelliği	Çalışmada Kullanılan Öznitelik	Çalışmada Kullanılan Algoritma	En Başarılı Sonucu Veren Algoritma
[44]	Farklı Dikkat Tiplerinin OİP İle Sınıflandırılması	MF, ADD-E	DVM, ÇKA, RTS	DVM (%88,8)

[47]	OİP Sinyalleriyle Alkolizmin Tespiti	MF, ADD-E HMI	NB	NB (%97,4)
[74]	ALS Hastalarında OİP Sinyalleriyle Dikkat Tespiti	MF	K-Ortalamalar Kümeleme	K-Ortalamalar Kümeleme (%77,78)
[75]	OİP ve EEG Sinyalleriyle Dikkat Eksikliği ve Hiperaktivite Bozukluğunun (DEHB) Tespiti	MF, FB, LZK	DVM, ÇKA, NB	ÇKA (%81,81)
[76]	OİP Sinyalleriyle Dikkat Eksikliği ve Hiperaktivite Bozukluğunun (DEHB) Tespiti	MF	DFA	DFA (%79)
[77]	OİP Sinyalleriyle Şizofreni Hastalığının Tespiti	MF	LDA	LDA (%71)

Tablo 4.1’deki çalışmalar incelendiği zaman, dikkat türleri, ALS hastalarında dikkat, DEHB, alkol bağımlılığı ve şizofreni hastalığının tespiti üzerine OİP-EEG sinyalleriyle sınıflandırma ve kümeleme yöntemleri kullanılarak bir takım çalışmalar yapılmıştır. OİP sinyalleri tek başına kullanıldığı gibi OİP sinyallerinden elde edilen özelliklere ek olarak EEG sinyallerini de kullanarak bir takım özelliklerin eklenmesi sonucunda çalışmaların

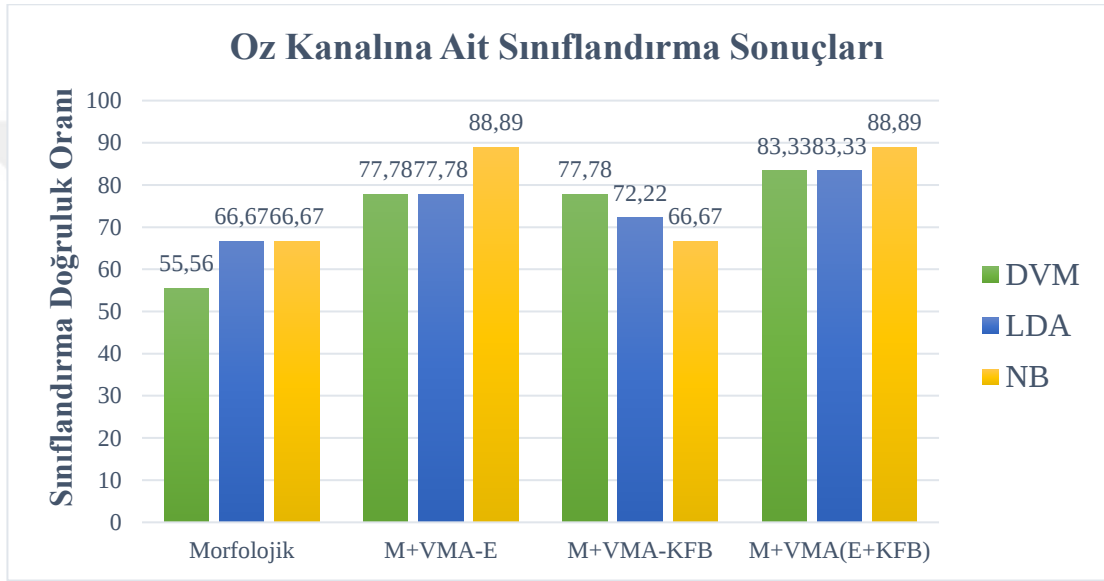
yapıldığı görülmüştür. Çalışmalar sonucunda da OİP ve EEG sinyallerine ait özniteliklerin birlikte kullanımının başarı oranını artırdığı gözlemlenmiştir [44, 47, 75].

Tablo 4.2’de yapılan tez çalışmasında incelenen kanallara ait ve dört farklı biçimde özniteliklerin değerlendirilmesi ile yapılan sınıflandırma sonuçları verilmiştir.

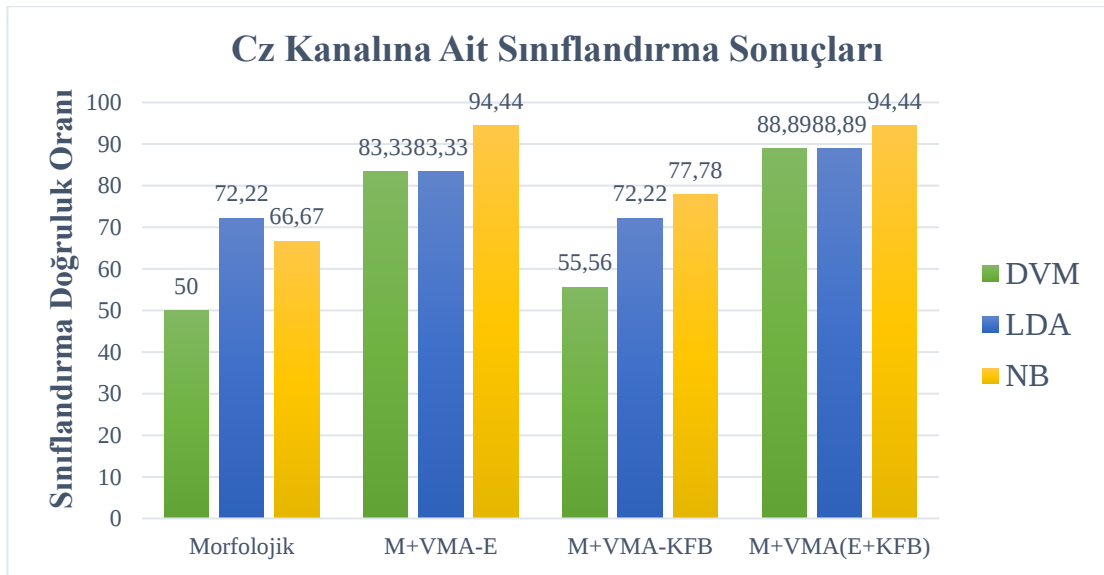
Tablo 4.2. Tez çalışmasına ait sınıflandırma sonuçları

Kanal	Kullanılan Öznitelikler	Kullanılan Sınıflandırma Algoritmaları	En Başarılı Sonucu Veren Sınıflandırıcı
Oz	MF	DVM, LDA, NB	NB
Oz	MF+VMA-E	DVM, LDA, NB	NB
Oz	MF+VMA-KFB	DVM, LDA, NB	DVM
Oz	MF+VMA(E+KFB)	DVM, LDA, NB	NB
Cz	MF	DVM, LDA, NB	LDA
Cz	MF+VMA-E	DVM, LDA, NB	NB
Cz	MF+VMA-KFB	DVM, LDA, NB	NB
Cz	MF+VMA(E+KFB)	DVM, LDA, NB	NB
Fz	MF	DVM, LDA, NB	LDA
Fz	MF+VMA-E	DVM, LDA, NB	DVM, LDA, NB
Pz	MF	DVM, LDA, NB	LDA, NB
Pz	MF+VMA-E	DVM, LDA, NB	NB
Pz	MF+VMA-KFB	DVM, LDA, NB	LDA, NB
Pz	MF+VMA(E+KFB)	DVM, LDA, NB	DVM, LDA, NB

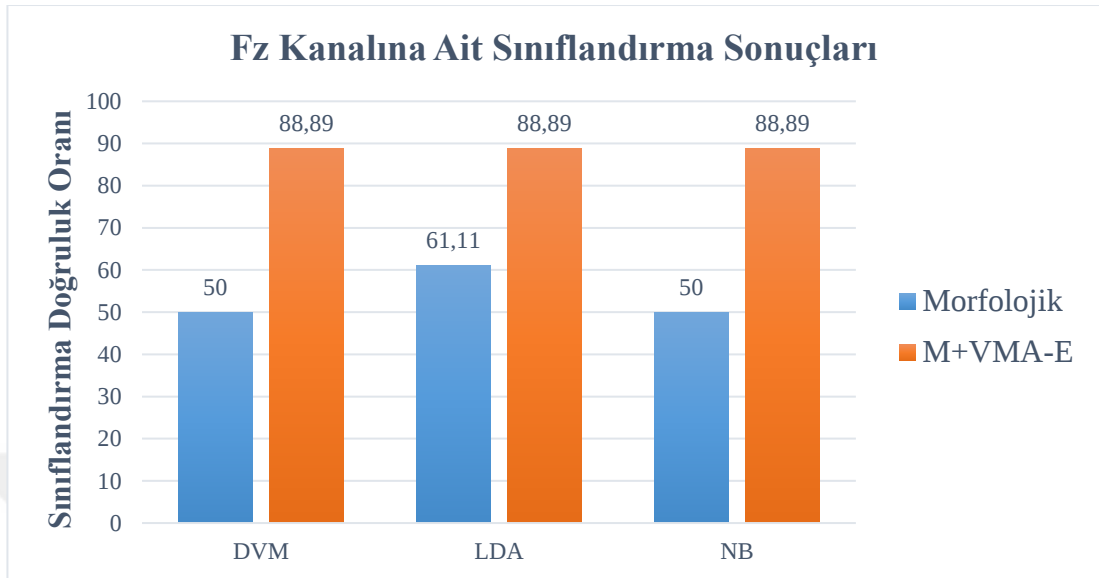
Tablo 4.2’de görüldüğü üzere OİP sinyallerinden elde edilen özniteliklere ek olarak EEG sinyallerinden de elde edilen özelliklerin eklenmesi ile başarı oranı artırılmıştır. Yapılan benzer çalışmalarda olduğu gibi [44, 47], yapılan tez çalışmasında da OİP sinyallerinden elde edilen morfolojik özelliklere ek olarak özellikle Entropi değerlerinin kullanılması başarı oranını ciddi derecede artırmıştır. Sınıflandırma başarı oranlarındaki değişimi detaylı bir şekilde görebilmek için Oz, Cz, Fz ve Pz kanallarına ait sınıflandırma sonuçlarına ait veriler Şekil 4.1-4.4’te gösterilmiştir.



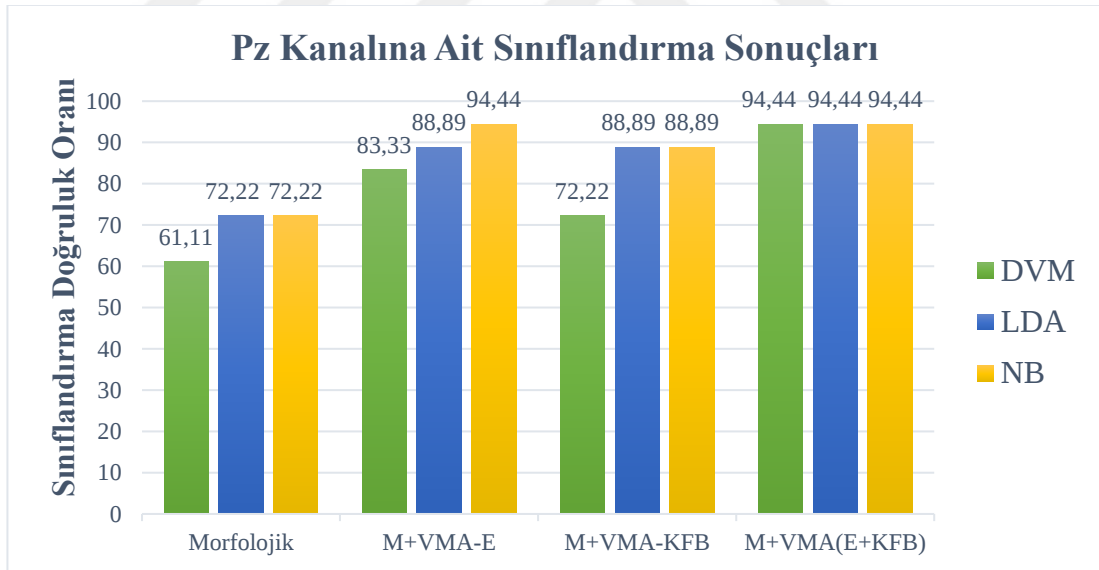
Şekil 4.1. Oz kanalına ait sınıflandırma sonuçları



Şekil 4.2. Cz kanalına ait sınıflandırma sonuçları



Şekil 4.3. Fz kanalına ait sınıflandırma sonuçları



Şekil 4.4. Pz kanalına ait sınıflandırma sonuçları

Dikkat durumuna yönelik bilgilerin daha çok Cz kanalından elde edildiği ve görsel uyarıların doğrudan ilişkili olup beynin görme bölgesini etkilediği kısmın ise genellikle oksipital bölge ve Oz kanalından elde edilen bilgilerin olduğu belirtilmiştir [45, 73]. Yapılan tez çalışmasında da Oz ve Cz kanallarından elde edilen sonuçların literatürü destekler nitelikte olduğu görülmektedir. [44] ve [47]'de yapılan çalışmalarda OİP sinyallerine ek

olarak hedef uyarana ait EEG sinyalleri ADD yöntemi ile farklı kademelerde alt bantlara ayrıştırılmıştır ve bu ayrıştırılan sinyallerden özellik çıkarımı yapılarak çalışmalarda kullanılmıştır. Yapılan tez çalışmasında, daha önce yapılan çalışmalarda ADD yöntemiyle uygulandığı gibi yeni bir yöntem olarak VMA yöntemi hedef uyarana ait EEG sinyallerine uygulanarak alt modlarına ayrıştırılmış ve sinyal işleme yöntemleri uygulanarak alt modlarından özellik çıkarımı yapılmıştır.

Tez çalışmasında; yeni bir yöntem olarak VMA kullanılmış OİP sinyallerinden elde edilen özniteliklere ek olarak yeni öznitelikler çıkarılmıştır. Özellik çıkarımından sonra biyomedikal çalışmalarında normal-anormal durumu ayırt etmek için kullanılan YSA, DVM, LDA, NB sınıflandırma algoritmalarından [47], DVM, LDA ve NB kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır. Özellikle VMA yöntemi uygulanarak elde edilen KFB ve Entropi özelliklerinin kullanılan bütün sınıflandırıcılarda ve kanallarda sınıflandırma başarısını ciddi oranda artırdığı gözlemlenmiştir. Böylelikle uygulanan yöntemin, görsel uyarılar sonucunda elde edilen EEG-OİP sinyalleriyle dikkat tespiti ve ALS hastalığının teşhisi üzerine yapılacak çalışmalarda başarıyı vurgulanmıştır.

Bu tez çalışmasında, ALS hastalığının tespiti, görsel uyarılar sonucunda bireylerde oluşabilecek dikkat analizi, BBA teknolojilerine yönelik çalışmalar için yardımcı olabilecek ve ileride yapılacak benzer çalışmalara katkı sağlayabilecek sinyal işleme yöntemleri görsel uyarılar sonucunda elde edilen hedef uyarılara ait EEG sinyalleri ve OİP sinyallerine uygulanmıştır. Uygulanan sinyal işleme yöntemleri ile bir takım öznitelikler elde edilmiştir. Elde edilen bu öznitelikler kullanılarak biyomedikal çalışmalarında uygulanan sınıflandırma yöntemleri ile doğruluk, duyarlılık, kesinlik oranları ve kappa istatistik değerleri hesaplanarak incelenmiştir.

KAYNAKÇA

1. Mayfield Brain & Spine, Anatomy of the Brain (Web sayfası: <https://mayfieldclinic.com/pe-anatbrain>), (Erişim tarihi: Şubat 2020)
2. Beyin Bilim ve Teknoloji, Çelik, E., 2012. Beyin Nedir? (Web sayfası: <http://www.beyin-beyin.com/beyin-nedir>), (Erişim Tarihi: Şubat 2020).
3. Department of Biochemistry and Molecular Biophysics Thomas Jessell, Siegelbaum, S., & Hudspeth, A. J. (2000). **Principles of neural science** (Vol. 4, pp. 1227-1246). E. R. Kandel, J. H. Schwartz, & T. M. Jessell (Eds.). New York: McGraw-hill.
4. OkuyorumBEN., 2019. Sinir Hücresinin Yapısı ve Çeşitleri (Web sayfası: <http://okuyorumben.com/sinir-hucresinin-yapisi-ve-cesitleri>), (Erişim Tarihi: Ocak 2020).
5. Psikolezyum., 2016. Beyin lobları ve görevleri, (Web sayfası: <http://psikolezyum.com/beyinloblari-gorevleri-infografik/>), (Erişim Tarihi: Şubat 2020).
6. Çiçek, M., & AbD, S. B. E. S. B., 2008. **İşlevsel Beyin Görüntüleme Yöntemleri. Türk Farmokoloji Derneği: www. tfd. org. tr/eski/Erzurum_2008_cicek. pdf**, 27(11), 2012.
7. Keleş, E., & Kol, E., 2015. **An Overview of the brain imaging techniques from the education perspective. Elementary Education Online**, 14(1), 349-363
8. Luck, S. J., 2014. An introduction to the event-related potential technique. MIT press.
9. BİYOENERJİ, Çam, F.H., 2016 (Web sayfası: <https://biyoenerjim.wordpress.com/eeg-elektroensefalogram/>), (Erişim Tarihi: Şubat 2020).
10. Niedermeyer, E., & da Silva, F. L. (Eds.), 2005. Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields. **Lippincott Williams & Wilkins**.
11. Yazgan, E., & Korürek, M., 1996. Tıp elektronigi. İTÜ.
12. Zakeri, Z., 2017. Optimised Use of Independent Component Analysis for EEG Signal Processing (Doctoral dissertation, University of Birmingham, 186 p).

13. Asseconci, S., 2009. Automated Subject-Specific Peak Identification and Ballistocardiographic Artifact Correction in EEG-fMRI (Doctoral dissertation, Ghent University).
14. Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. M., 2002. Brain-computer interfaces for communication and control. **Clinical neurophysiology**, **113**(6): 767-791.
15. Arico, P., 2014. Mental States Monitoring Through Passive Brain-Computer Interface Systems (Doctoral dissertation, Bologna University, pp.168).
16. Mak, J. N., & Wolpaw, J. R., 2009. Clinical applications of brain-computer interfaces: current state and future prospects. **IEEE reviews in biomedical engineering**, **2**: 187-199.
17. Donchin, E., Spencer, K. M., & Wijesinghe, R., 2000. The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface. **IEEE transactions on rehabilitation engineering**, **8**(2), 174-179.
18. Teplan, M., 2002. Fundamentals of EEG measurement. **Measurement science review**, **2**(2): 1-11.
19. Beres, A. M., 2017. Time is of the essence: A review of electroencephalography (EEG) and event-related brain potentials (ERPs) in language research. **Applied psychophysiology and biofeedback**, **42**(4): 247-255.
20. Hasting, A. S., 2008. Syntax in a blink: Early and automatic processing of syntactic rules as revealed by event-related brain potentials (Doctoral dissertation, Max Planck Institute for Human Cognitive and Brain Sciences Leipzig, pp.195).
21. San Martin, R., & Huettel, S. A., 2013. Cognitive functions as revealed by imaging of the human brain. **Neuroscience in the 21st century**, 2213-2238.
22. Moore Jr, J.E., 2014. Evoked potentials, pp.33-50. In: Biomedical Technology and Devices, Second Edition (Eds. J. E. Moore Jr., D.J. Maitland). CRC press, Boca Raton, London, New York.
23. Sur, S., & Sinha, V. K., 2009. Event-related potential: An overview. **Industrial psychiatry journal**, **18**(1), 70.

24. Luck, S. J., & Kappenman, E. S. (Eds.), 2011. The Oxford Handbook of Event-Related Potential Components. Oxford university press.
25. Kranczioch, C., 2004. Neural Correlates of Target Detection in the Attentional Blink. (Doctoral dissertation, Carl Von Ossietzky University of Oldenburg, pp.125)
26. Kutas, M., & Hillyard, S. A., 1980. Reading senseless sentences: Brain potentials reflect semantic incongruity. **Science**, **207(4427)**: 203-205.
27. Duncan, C. C., Barry, R. J., Connolly, J. F., Fischer, C., Michie, P. T., Näätänen, R., ... & Van Petten, C., 2009. Event-related potentials in clinical research: guidelines for eliciting, recording, and quantifying mismatch negativity, P300, and N400. **Clinical Neurophysiology**, **120(11)**: 1883-1908.
28. Sutton, S., Braren, M., Zubin, J., & John, E. R., 1965. Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty. **Science**, **150(3700)**: 1187-1188.
29. Polich, J., 2007. Updating P300: an integrative theory of P3a and P3b. **Clinical neurophysiology**, **118(10)**: 2128-2148.
30. Eroğul. O., 2019. Bilgisayar beyin arayüzü, ss.241-260. In: Biyomedikal Mühendisliği ve Uygulamaları (Eds. Eroğul. O., Koçak. O) EMO yayın, Ankara.
31. Fırıncioğulları, M., Yavuz, B., & Koç, F. Anterior Horn Cell Diseases. **Arşiv Kaynak Tarama Dergisi**, **25(3)**: 269-303.
32. Cohen, R. A., 2014. The Neuropsychology of Attention., Springer, Boston, MA. pp.978. (<https://doi.org/10.1007/978-0-387-72639-7>).
33. Colby, C. L., 1991. The neuroanatomy and neurophysiology of attention. **Journal of Child Neurology**, **6(1_suppl)**, (pp. 90-118).
34. Latifoğlu, F., İleri, R., Demirhan, S., Beker, F. G., & Sarıköse, M., 2018. Analysis of Effect of Stress to Attention using Galvanic Skin Response, Response Time and Electrooculography signals. **Electronic Letters on Science&Engineering**, **14(1)**: 23-31.
35. F Munte, Mathias C Troger, Isabel Nusser, Bernardina M Wieringa, Mike Matzke, Sonke Johannes, Reinhard Dengler, T., 2000. Abnormalities of visual search behaviour in ALS patients detected with event-related brain potentials. **Amyotrophic Lateral Sclerosis and Other Motor Neuron Disorders**, **1(1)**: 21-27.

36. Karagöz, M., Alkaç, Ü. İ., Ergen, N., Eradamlar, N., & Alpan, L., 2005. Majör Depresyonda Elektrofizyolojik (P300) Yöntemler. **Düşünen Adam**, (18), 120-128.
37. Parra, M., Ascencio, L., Urquina, H., Manes, F., & Ibanez, A., 2012. P300 and neuropsychological assessment in mild cognitive impairment and Alzheimer dementia. **Frontiers in neurology**, 3, 172.
38. Waliszewska-Prosół, M., Nowakowska-Kotas, M., Kotas, R., Bańkowski, T., Pokryszko-Dragan, A., & Podemski, R., 2018. The relationship between event-related potentials, stress perception and personality type in patients with multiple sclerosis without cognitive impairment: A pilot study. **Advances in Clinical and Experimental Medicine**, 27(6): 787-794.
39. Riccio, A., Schettini, F., Simione, L., Pizzimenti, A., Inghilleri, M., Olivetti-Belardinelli, M., ... & Cincotti, F., 2018. On the Relationship Between Attention Processing and P300-Based Brain Computer Interface Control in Amyotrophic Lateral Sclerosis. **Frontiers in human neuroscience**, 12, 165.
40. Aloise, F., Aricò, P., Schettini, F., Riccio, A., Salinari, S., Mattia, D., ... & Cincotti, F., 2012. A covert attention P300-based brain-computer interface: Geospell. **Ergonomics**, 55(5): 538-551
41. Özmüş, G., Yerlikaya, D., Gökçeoglu, A., Savas, D. D. E., Çakmur, R., Çolakoglu, B. D., & Yener, G. G., 2017. Parkinson Hastalarında Erken Dönem Kognitif Tutulumun Görsel P300 Yanıtları ile Gösterilmesi. **Noro-Psikiyatri Arsivi**, 54(1), 21.
42. BNCI Horizon 2020, (Web sayfası: <http://bnci-horizon-2020.eu/database/data-sets>), (Erişim Tarihi: Eylül 2019)
43. Rupom, A. I., & Patwary, A. B., 2019. P300 Speller Based ALS Detection Using Daubechies Wavelet Transform in Electroencephalograph. **In 2019 International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE)** (pp. 1-5). IEEE.
44. Batbat, T., Güven, A., Dolu, N., & Demir, M., 2016. Farklı Dikkat Tiplerinin Uyarılmış Potansiyeller İle Sınıflandırılması. **Tıp Teknolojileri Kongresi, TIPTEKNO2016** (pp.106-109). Antalya, Turkey.

45. Batbat, T., Güven, A., & Dolu, N., 2019. Evaluation of divided attention using different stimulation models in event-related potentials. **Medical and Biological Engineering and Computing**. 57(9): 2069-2079. (<https://doi.org/10.1007/s11517-019-02013-x>)
46. Batbat, T., Güven, A., & Dolu, N., 2019. Olay İlintili Potansiyeller Üzerinden Dikkatin Hu Momentleri Yardımıyla Tespiti. **7th International Symposium on Innovative Technologies in Engineering and Science** (pp.553-562). Şanlıurfa, Turkey. (<https://doi.org/10.33793/acperpro.02.03.48>)
47. Güven, A. (2019). Alcoholism detection based on Hu moment invariants of event-related potentials. **Journal of the Chinese Institute of Engineers**, 42(4), 357-365.. (<https://doi.org/10.1080/02533839.2019.1584764>)
48. Argunsah, A. O., Curuklu, A. B., Cetin, M., & Ercil, A., 2007. Factors that affect classification performance in EEG based brain-computer interfaces. **In 2007 IEEE 15th Signal Processing and Communications Applications** (pp. 1-5). IEEE.
49. Aydin, E. A., Bay, Ö. F., & Güler, İ., 2015. Classification of P300 event related potentials with Discrete Wavelet Transform. **In 2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)** (pp. 1200-1203). IEEE.
50. Fernández Fraga, S., & Rangel Mondragón, J., 2017. Comparison of higuchi, katz and multiresolution box-counting fractal dimension algorithms for eeg waveform signals based on event-related potentials. **Revista EIA**, (27): 73-83.
51. Singh, M., Singh, M. M., & Singhal, N., 2013. Comparison of Classifiers with Event Related Potentials as an Attribute in Emotion Quantification along Valence Axis Using EEG Signals. **International Journal of Information Technology & Knowledge Management**, 7(1): 61-74.
52. Adama, V. S., Schindler, B., & Schmid, T., 2019. Using Time Domain and Pearson's Correlation to Predict Attention Focus in Autistic Spectrum Disorder from EEG P300 Components. **In Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing** (pp. 1890-1893). Springer, Cham.
53. Oralhan, Z., 2020. 3D Input Convolutional Neural Networks for P300 Signal Detection. **IEEE Access**, 8: 19521-19529.

54. Aricò, P., Aloise, F., Schettini, F., Salinari, S., Mattia, D., & Cincotti, F., 2014. Influence of P300 latency jitter on event related potential-based brain–computer interface performance. **Journal of neural engineering**, **11(3)**: 035008.
55. Riccio, A., Simione, L., Schettini, F., Pizzimenti, A., Inghilleri, M., Olivetti Belardinelli, M., & Cincotti, F., 2013. Attention and P300-based BCI performance in people with amyotrophic lateral sclerosis. **Frontiers in human neuroscience**, **7**, 732.
56. Schalk, G., McFarland, D. J., Hinterberger, T., Birbaumer, N., & Wolpaw, J. R., 2004. BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system. **IEEE Transactions on biomedical engineering**, **51(6)**: 1034-1043.
57. Jurcak, V., Tsuzuki, D., & Dan, I., 2007. 10/20, 10/10, and 10/5 systems revisited: their validity as relative head-surface-based positioning systems. **Neuroimage**, **34(4)**: 1600-1611.
58. Farwell, L. A., & Donchin, E., 1988. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. **Electroencephalography and clinical Neurophysiology**, **70(6)**: 510-523.
59. Dragomiretskiy, K., & Zosso, D., 2014. Variational mode decomposition. **IEEE transactions on signal processing**, **62(3)**: 531-544.
60. Liu, Y., Yang, G., Li, M., & Yin, H. (2016). Variational mode decomposition denoising combined the detrended fluctuation analysis. **Signal Processing**, **125**: 349-364.
61. Katz, M. J., 1988. Fractals and the analysis of waveforms. **Computers in biology and medicine**, **18(3)**: 145-156.
62. Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P., & Witten, I. H., 2009. **The WEKA data mining software: an update. ACM SIGKDD explorations newsletter**, **11(1)**: 10-18.
63. Cortes, C., & Vapnik, V., 1995. Support-vector networks. **Machine learning**, **20(3)**: 273-297.
64. Diez, P., 2018. EEG signal processing in brain–computer interface, pp.95-110. In: Smart Wheelchairs and Brain-computer Interfaces (Diez, P., Garcés, M. A., & Orosco, L. L.). Academic Press. London.
65. Aggarwal, C. C., 2015. Data Mining: The Textbook. **Springer**, 746 pp.

66. Latifoğlu, F., İleri, R., Demirci, E., & Altıntop, Ç. G., 2020. Detection of Reading Movement from EOG Signals. **In 2020 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)** (pp. 1-5). IEEE.
67. Gökhan, A. K. S. U., & DOĞAN, N., 2019. Veri Madenciliğinde Kullanılan Güncel Bir Analiz Programı: **WEKA. Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi**, **10(1)**: 80-95.
68. Demir, E., Saatçioğlu, Ö., & İmrol, F., 2016. Uluslararası dergilerde yayımlanan eğitim araştırmalarının normallik varsayımları açısından incelenmesi. **Current Research in Education**, **2(3)**: 130-148.
69. SPSS ile İstatistik Veri Analizi, (Web sayfası: <http://www.p005.net/spsste-mann-whitney-u-testi>), (Erişim tarihi: Mart 2020)
70. Krusienski, D. J., Sellers, E. W., Cabestaing, F., Bayoudh, S., McFarland, D. J., Vaughan, T. M., & Wolpaw, J. R., 2006. A comparison of classification techniques for the P300 Speller. **Journal of neural engineering**, **3(4)**, 299.
71. Akiyama, M., Tero, A., Kawasaki, M., Nishiura, Y., & Yamaguchi, Y., 2017. Theta-alpha EEG phase distributions in the frontal area for dissociation of visual and auditory working memory. **Scientific reports**, **7**, 42776.
72. Giroladini, W., Pederzoli, L., Bilucaglia, M., Melloni, S., & Tressoldi, P., 2016. A new method to detect event-related potentials based on Pearson's correlation. **EURASIP Journal on Bioinformatics and Systems Biology**, **2016(1)**, 11.
73. Batbat, T., 2014. İşitsel ve görsel uyaranlar ile elde edilen Uyarılmış potansiyel sinyallerinden farklı Dikkat durumlarının değerlendirilmesi (Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri pp.163).
74. Orhanbulucu, F., Latifoğlu, F., & Baş, A., 2020. K-Ortalamlar Kümeleme Yöntemi Kullanılarak ALS Hastalarında Dikkatin Olaya İlişkin Potansiyel Sinyalleri İle İncelenmesi. **Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi**: 239-244. (<https://doi.org/10.31590/ejosat.araconf30>)

75. Güven, A., Altınkaynak, M., Dolu, N., İzzetoğlu, M., Pektaş, F., Özmen, S., ... & Batbat, T., 2019. Combining functional near-infrared spectroscopy and EEG measurements for the diagnosis of attention-deficit hyperactivity disorder. **Neural Computing and Applications**: 1-14. (<https://doi.org/10.1007/s00521-019-04294-7>)
76. Robaey, P., Breton, F., Dugas, M., & Renault, B., 1992. An event-related potential study of controlled and automatic processes in 6–8-year-old boys with attention deficit hyperactivity disorder. **Electroencephalography and clinical neurophysiology**, **82**(5): 330-340. ([https://doi.org/10.1016/0013-4694\(92\)90003-Z](https://doi.org/10.1016/0013-4694(92)90003-Z))
77. Devia, C., Mayol-Troncoso, R., Parrini, J., Orellana, G., Ruiz, A., Maldonado, P. E., & Egaña, J. I. (2019). Eeg classification during scene free-viewing for schizophrenia detection. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, **27**(6), 1193-1199. (<http://dx.doi.org/10.1109/TNSRE.2019.2913799>)
78. Latifoğlu, F., & Orhanbulucu, F., (2020). Uyarılmış Potansiyeller İle ALS Hastalarında Dikkat Durumunun Tespiti. **MAS 11th International European Conference On Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences** (pp.148-154). Tokat, Turkey.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı: Fırat ORHAN BULUCU

Uyruğu: Türkiye (T.C)

Doğum Tarihi ve Yeri: 24.05.1993, Kayseri

Medeni Durum: Bekâr

e-mail: frorhanbulucu@gmail.com/firat.orhanbulucu@inonu.edu.tr

Yazışma Adresi: İnönü Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümü Battalgazi/MALATYA

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Yüksek Lisans	Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı	–
Lisans	Erciyes Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü	2019
Lisans	Erciyes Üniversitesi, Biyomedikal Mühendisliği Bölümü	2017
Lise	Kocasinan Anadolu Lisesi, Kayseri	2011

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2019-Halen	İnönü Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Biyomedikal Mühendisliği Bölümü	Araştırma Görevlisi
2017-2018	Gülhane Eğitim Araştırma Hastanesi Biyomedikal Mühendisliği Birimi	Biyomedikal Mühendisi (Mesleki Subay)

YABANCI DİL

İngilizce

YAYINLAR

Diğer İndekslere (SCI, SSCI, AHCI Dışında) Giren Dergilerde Yayınlanan Makaleler

1. **Orhanbulucu, F.**, Latifoğlu, F., & Baş, A. K-Ortalamalar Kümeleme Yöntemi Kullanılarak ALS Hastalarında Dikkatin Olaya İlişkin Potansiyel Sinyalleri İle İncelenmesi. Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi (Ejosat), 239-244. (<https://doi.org/10.31590/ejosat.araconf30>)

Hakemli Kongre/Sempozyumların Bildiri Kitaplarında Yer Alan Yayınlar

1. Latifoğlu, F., & **Orhanbulucu, F.**, (13-15 Mart, 2020). Uyarılmış Potansiyeller İle ALS Hastalarında Dikkat Durumunun Tespiti. MAS 11th International European Conference On Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences (ss.148-154). Tokat, Türkiye.
2. **Orhanbulucu, F.**, & Latifoğlu, F., (13-15 Mart, 2020). P300 Dalgasının ALS Hastalarında Varyasyon Katsayısı İle Değerlendirilmesi. MAS 11th International European Conference On Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences (ss.108-109). Tokat, Türkiye.